Ferdinand Pohl

MARKTSEGMENTIERUNG MIT MULTIVARIATEN VERFAHREN

1977

Digitized by the Internet Archive
in 2026

https://archive.org/details/IA41547208_0024

MARKTSEGMENTIERUNG

MIT MULTIVARIATEN VERFAHREN

Inaugural-Dissertation
zur Erlangung des akademischen Grades eines
Doktors der Wirtschaftswissenschaften
durch den
Fachbereich Wirtschafts- und Sozialwissenschaften
der Westfälischen Wilhelms-Universität zu Münster

vorgelegt von
Dipl.-Kfm. Ferdinand Pohl
aus Westrhauderfehn
1977

UNIV.
LEIDEN
BIBL.

Erster Berichterstatter:	Prof. Dr. J. Bleymüller
Zweiter Berichterstatter:	Prof. Dr. H. Meffert
Dekan:	Prof. Dr. H. Meffert
Tag der mündlichen Prüfung:	19. Januar 1977

INHALTSVERZEICHNIS

Seite

1 Problemstellung 1

1.1 Das Konzept der Marktsegmentierung ... 1
1.2 Multivariate Verfahren 13
1.3 Ziel und Gang der Untersuchung 19

2 Analyse der Beziehungen zwischen kaufverhaltensrelevanten Variablen und dem Kaufverhalten 23

2.1 Die Grenzen der Kreuzklassifikation .. 23
2.2 Analyse der Beziehungen mit regressionsanalytischen Techniken 25
2.3 Die Notwendigkeit der Variablenreduzierung 30
2.4 Anwendung faktoranalytischer Techniken zur Variablengruppierung und -reduzierung 34

3 Analyse komplexer Beziehungen zwischen Variablengruppen 45

3.1 Die Grenzen regressions- und faktoranalytischer Techniken 45
3.2 Das Grundmodell der kanonischen Analyse 51
3.3 Anwendung der kanonischen Analyse für die Aufdeckung der Beziehungen zwischen Variablengruppen 60

Seite

4 Die Überprüfung der Relevanz von Variablen 79

4.1 Vorbemerkungen 79
4.2 Das Grundmodell der Diskriminanzanalyse 81
4.3 Anwendung der Diskriminanzanalyse zur Bestimmung der Trennwirkung und zur Konstruktion von Marktmodellen 90

5 Auffinden homogener Konsumentengruppen mit Klassifikationsverfahren 115

5.1 Praktische Zielsetzung 115
5.2 Aufgabenstellung der Klassifikationsverfahren 118
5.3 Einordnung der Klassifikationsverfahren 124
5.4 Darstellung ausgewählter Verfahren .. 132
5.5 Die Leistungsfähigkeit der Verfahren für die Gruppenbildung 144

6 Psychographische Marktsegmentierung mit der mehrdimensionalen Skalierung (MDS) ... 155

6.1 Ähnlichkeits- und Präferenzdaten statt Vorgabe von Variablen 155
6.2 Das Grundmodell der mehrdimensionalen Skalierung 159
6.3 Einordnung und Auswahl der Verfahren 170

Seite

6.4 Nichtaggregierende Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung 180
6.4.1 Vorbemerkungen 180
6.4.2 Die Konstruktion individueller Wahrnehmungsräume 184
6.4.3 Die Bestimmung der Präferenzstruktur 190
6.5 Probleme bei empirischer Anwendung .. 195

7 Schlußbemerkungen 205

Literaturverzeichnis 213
Verzeichnis der Tabellen VI
Verzeichnis der Abbildungen VIII

VERZEICHNIS DER TABELLEN

Seite

Tab. 1: Beispiel einer Kreuzklassifikation für zwei unabhängige und eine abhängige Variable mit je 3 Kategorien; Zahl der Tabellenfelder: $3^{2+1}=27$ ... 24

Tab. 2: Faktorladungen und die Berechnung der erklärbaren Varianzanteile 38

Tab. 3: Korrelationskoeffizienten zwischen den beobachteten Variablen und den kanonischen Variablen 56

Tab. 4: Matrix der Beobachtungswerte zur kanonischen Analyse 62

Tab. 5: Standardisierte Datenmatrix zur kanonischen Analyse 63

Tab. 6: Korrelationskoeffizienten und Bestimmtheitsmaße (in Klammern) zwischen den beobachteten Variablen und den kanonischen Variablen 65

Tab. 7: Daten zur Diskriminanzanalyse für 2 Gruppen 91

Tab. 8: Mittelwerte und Mittelwertdifferenzen zur Diskriminanzanalyse für 2 Gruppen 92

Tab. 9: Streuungsmatrizen beider Gruppen zur Diskriminanzanalyse 94

Tab. 10: Diskriminanzwerte der zwei Gruppen . 95

Tab. 11: Variablenwerte der Personen A und B 98

Tab. 12: Ausgangsdaten für die Diskriminanzanalyse für vier Gruppen 100

Seite

Tab. 13: Absolute und relative Eigenwerte der drei Diskriminanzfunktionen 101

Tab. 14: Diskriminanzwerte der 4 Gruppen 102

Tab. 15: Lage der Gruppencentroide im reduzierten Diskriminanzraum 104

Tab. 16: Ausgangsdaten für das hypothetische Beispiel zur Klassifikation 119

Tab. 17: Auszug aus der Distanzmatrix des hypothetischen Beispiels zur Klassifikation 122

Tab. 18: Ergebnis der Klassifikation für 4 Gruppen nach dem Varianzkriterium K-Means 142

Tab. 19: Rangplätze der hierarchischen Klassifikationsverfahren bezüglich der Tendenz zur Bildung gleich großer Gruppen 148

Tab. 20: Rangplatzsummen der hierarchischen Klassifikationsverfahren 149

VERZEICHNIS DER ABBILDUNGEN

Seite

Abb. 1: Einteilung der Marktsegmentierungsmerkmale 7

Abb. 2: Eine Einteilung der multivariaten Verfahren 16

Abb. 3: Schematische Darstellung der Basisoperationen bei einigen multivariaten Verfahren 17

Abb. 4: Geometrische Darstellung zur Bestimmung der Hauptkomponenten 37

Abb. 5: Vergleich der R-Technik (a) mit der Q-Technik (b) der Faktorenanalyse ... 41

Abb. 6: Faktorenanalyse und multiple Regressionsanalyse zur Herstellung des Zusammenhanges zwischen zwei Variablengruppen 49

Abb. 7: Diagramm der Beziehungen (Bestimmtheitsmaße) zwischen den beobachteten Variablen und den kanonischen Variablen 66

Abb. 8: Darstellung der 5 Personen im Merkmalsraum der sozio-ökonomischen Variablen (a), der Kaufverhaltensvariablen (b) sowie im kanonischen Raum (c) 67

Abb. 9: Diagramm zur kanonischen Analyse der beiden Variablengruppen sozio-ökonomischer Merkmale (X) und Charakteristiken der gekauften Häuser (Y) ... 71

Seite

Abb. 10: Dichtefunktionen der Variablen X_1 für die Gruppen I und II 81

Abb. 11: Dichtefunktionen der Variablen X_2 für die Gruppen I und II 82

Abb. 12: Geometrische Veranschaulichung der Diskriminanzanalyse 83

Abb. 13: Abhängigkeit des Anteils möglicher Fehlklassifikationen von den Mittelwertsdifferenzen und den Varianzen der Variablen 86

Abb. 14: Darstellung der Diskriminanzwerte auf der Z-Achse 96

Abb. 15: Geometrische Darstellung zur Diskriminanzanalyse des hypothetischen Beispiels 97

Abb. 16: Geometrische Darstellung der Gruppenaufteilung zur Diskriminanzanalyse für die vier Gruppen I, II, III und IV mit ihren Centroiden (o) 103

Abb. 17: Darstellung der 8 Biermarken im 2-dimensionalen Diskriminanzraum 107

Abb. 18: Positionierung von 8 Biermarken und 9 Konsumentengruppen sowie Projektion von Eigenschaftsvektoren im zweidimensionalen Diskriminanzraum 109

Abb. 19: Graphische Darstellung von 40 Personen nach den Variablen X_1 und X_2 119

Abb. 20: Visuelle Klassifikation der 40 Personen in vier Gruppen 120

Abb. 21: Einordnung der Klassifikationsverfahren 124

Seite

Abb. 22: Schematische Darstellung einer hierarchischen Klassifikation (Dendrogramm) 127

Abb. 23: Allgemeines Ablaufschema der iterativen Klassifikationsverfahren 130

Abb. 24: Dendrogramm nach dem Verfahren Single-Linkage 133

Abb. 25: Aufteilung von 6 Gruppen nach dem Verfahren Single Linkage 133

Abb. 26: Dendrogramm nach dem Verfahren Median Method 136

Abb. 27: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren Median Method 136

Abb. 28: Dendrogramm nach dem Verfahren Group Average 137

Abb. 29: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren Group Average 137

Abb. 30: Dendrogramm nach dem Verfahren Average Linkage 138

Abb. 31: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren Average Linkage 138

Abb. 32: Dendrogramm nach dem Verfahren von WARD 140

Abb. 33: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren von WARD 140

Abb. 34: Aufteilung der 4 Gruppen nach dem Varianzkriterium K-Means 142

Abb. 35: Graphische Darstellung des Zusammenhanges zwischen Gruppenanzahl und Summe der quadrierten Innergruppendistanzen 143

Seite

Abb. 36: Ergebnis der visuellen Klassifikation (a) und der Klassifikation nach dem Kriterium "Minimierung der Summe der Innergruppendistanzen" (b) 144

Abb. 37: Jede eindimensionale Darstellung der 4 Punkte führt unter Beachtung der beiden Bedingungen zu Widersprüchen .. 160

Abb. 38: Eine mögliche zweidimensionale Darstellung der 4 Punkte unter Beachtung der beiden Bedingungen 160

Abb. 39: Skala der vorläufigen Distanzen zwischen den 4 Stimuli 163

Abb. 40: Skala der endgültigen Distanzen zwischen den 4 Stimuli 165

Abb. 41: Zweidimensionaler Beurteilungsraum der 4 Stimuli 168

Abb. 42: Grundlegende Vorgehensweise bei der mehrdimensionalen Skalierung 169

Abb. 43: Die Konfiguration der Produkte im Wahrnehmungsraum 173

Abb. 44: Konfiguration der Produkte und Bestimmung der Lage des Idealproduktes im Wahrnehmungsraum (Präferenz- oder Idealpunktmodell) 174

Abb. 45: Gemeinsamer Objektraum eines hypothetischen Beispiels 185

Abb. 46: Der Versuchspersonenraum mit den individuellen Dimensionsgewichten 186

Abb. 47: Individuelle Wahrnehmungsräume der Versuchspersonen 1 bis 5 188

Seite

Abb. 48: Gemeinsamer Wahrnehmungsraum der Produkte A, B, C, D, E und F mit drei unterschiedlichen, durch die Lage der Idealprodukte bestimmten Präferenzstrukturen 192

Abb. 49: Darstellung von drei hinsichtlich der Lage der Idealpunkte und der Gewichtung unterschiedlichen Präferenzstrukturen 193

Abb. 50: Vergleich von 3 Datenerhebungsmethoden hinsichtlich der zeitlichen Belastung der Versuchspersonen 199

Abb. 51: Projektion einer Eigenschaftsskala in einen zweidimensionalen Wahrnehmungsraum 201

Abb. 52: Projektion von zwei Eigenschaftsskalen in den Wahrnehmungsraum nach dem Computerprogramm PROFIT 203

1 Problemstellung

1.1 Das Konzept der Marktsegmentierung

Alle Überlegungen zur Gestaltung der Unternehmensaktivitäten zielen auf die aktuellen und potentiellen Käufer ab. Die Unternehmensleitung muß sich an den Bedürfnissen dieser Käufer orientieren[1]. Kann nun von der Vorstellung eines homogenen Gesamtmarktes ausgegangen werden, dann müssen die absatzpolitischen Bemühungen der Unternehmung auf den Durchschnittskäufer ausgerichtet werden, indem lediglich eine Produktvariante produziert und mit einem undifferenzierten Marketing-Programm der Gesamtmarkt zu durchdringen versucht wird (undifferenzierte Marktbearbeitung)[2]. Liegt jedoch ein heterogen strukturierter Markt vor, in dem die Käufer sich bezüglich ihrer Kaufwünsche, Einstellungen, Wahrnehmungsgewohnheiten und finanziellen Möglichkeiten unterscheiden, dann sind Ansatzpunkte für eine Aufteilung des Marktes gegeben.

Grundsätzlich können dann zwei Strategien verfolgt werden, die konzentrierte und die differenzierte Marktbearbeitung. Ein Unternehmen, welches einen Teilmarkt mit einem einzigen Marketing-Programm bearbeitet, verfolgt eine Strategie der konzentrierten Marktbearbeitung[3]. Je homogener dabei die Bedarfsstrukturen und die Reaktionen der Käufer sind, desto genauer kann ein Produkt in eine bestehende Marktlücke eingepaßt werden. Bei der Strategie der differenzierten

---

1 Vgl. Meffert, H., Marketing, in: Management-Enzyklopädie, Band 4, München 1971, S. 384.

2 Vgl. Kotler, Ph., Marketing Management: Analyse, Planung und Kontrolle, Stuttgart 1974, S. 180 ff.

3 Vgl. ebenda, S. 186.

Marktbearbeitung versucht das Unternehmen, durch eine Differenzierung des Marketing-Programms der heterogenen Bedarfsstruktur aller Konsumenten zu entsprechen. Diese Einteilung in die konzentrierte und differenzierte Marktbearbeitung ist jedoch idealtypisch, da in der Realität Mischformen zu beobachten sind. Die Entscheidung, ob eine zu ergreifende Strategie zur konzentrierten oder mehr zur differenzierten Marktbearbeitung ausgelegt werden soll, ist von einer Reihe von Faktoren abhängig[1]. Die entscheidenden Determinanten der Strategienwahl sind die vorhandenen betrieblichen Ressourcen, die Differenzierungsmöglichkeiten des Produktes, die Aufnahmefähigkeit des Marktes, die Möglichkeit der gezielten Konsumentenansprache[2], das Konkurrenzverhalten sowie die Nachfragestruktur und das Reaktionsverhalten der Konsumenten.

Um nun eine Strategie der differenzierten oder der konzentrierten Marktbearbeitung erfolgreich durchführen zu können, benötigt die Unternehmung Informationen zur Identifizierung von homogenen Konsumentengruppen und zur Planung des gruppenspezifischen Instrumentariums. Der für das Unternehmen relevante Markt ist in einzelne Verbrauchergruppen aufzuteilen, so daß die Mitglieder einer solchen Gruppe jeweils eine homogene Bedarfsstruktur und ein homogenes Reaktionsverhalten auf absatzpolitische Maßnahmen erwarten lassen[3]. Diese Aufteilung des Gesamtmarktes in einzelne

---

1 Vgl. Bauer, E., Markt-Segmentierung als Marketing-Strategie, in: Betriebswirtschaftliche Schriften, Heft 83, Berlin 1976, S. 130 - 136.

2 Vgl. Mazanec, J., Objekte der Wirtschaftswerbung - Analyse der Werbeobjekte zur systematischen Entwicklung von Werbeträgerstrategien, Stuttgart 1975, S. 103 ff.

3 Vgl. Schreiber, U., Psychologische Marktsegmentierung mit Hilfe multivariater Verfahren, Dissertation, München 1974, S. 8.

Käufergruppen (Segmente) nennt man Marktsegmentierung[1]. Von dieser grundlegenden Definition sind weitere Begriffsinhalte abgeleitet worden. Steht die Aktionsseite des Marketing im Vordergrund, dann erhält der Terminus "Marktsegmentierung" mehr strategischen Begriffsinhalt, liegt das Schwergewicht auf der Informationsseite, dann bekommt er mehr technisch-instrumentalen Charakter. In dieser Arbeit steht die Informationsseite im Vordergrund.

Die Segmentbildung und die sich daran anschließende Auswahl der für eine Bearbeitung geeigneten Segmente sind allerdings nur notwendige und nicht hinreichende Bedingungen für eine wirkungsvolle Marktbearbeitungsstrategie[2]. Hinzu kommt, daß die Unternehmung auch in der Lage sein muß, ein segmentspezifisches Instrumentarium zu gestalten und zu verwirklichen. Neben der Suche nach Möglichkeiten der gezielten Konsumentenansprache müssen die vom Segment erwarteten Eigenschaften in das Produkt eingearbeitet werden, indem alle marketingpolitischen Aktionsparameter auf dieses Marktsegment ausgerichtet werden[3].

Um geeignete Gruppen bilden zu können, sind eine Vielzahl von Einzelinformationen über kaufverhaltensrelevante Merkmale notwendig, die dann mit Hilfe geeigneter Analysetechniken für

---

1 Vgl. Meffert, H., Marketing - Einführung in die Absatzpolitik, Wiesbaden 1977, S. 213.

2 Vgl. Sheth, J. N., Marktsegmentierung als relevante Planungshilfe des Marketing, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Nr. 2, 1972, S. 130.

3 Vgl. Gröne, A., Marktsegmentierung im Investitionsgütermarketing - Analyse und Beurteilung von Erklärungsvariablen, Dissertation, Münster 1976, S. 35 ff.

die Gruppenbildung verwendet werden können. Hier liegen die größten Hindernisse zur segmentgerechten Marktbearbeitung: Es fehlen relevante Informationen[1]. Das Hauptproblem besteht darin, geeignete Segmentierungsmerkmale zu finden, nach denen Käufergruppen gebildet werden sollen.

Als Orientierungshilfe zur Ableitung solcher Merkmale können die verschiedenen Erklärungsmodelle des Käuferverhaltens dienen[2]. Als Totalmodelle erlauben sie eine geschlossene Analyse des Kaufentscheidungsprozesses. Die Partialmodelle versuchen dagegen, relevante Bestimmungsfaktoren des Käuferverhaltens zu finden, indem sie jeweils bestimmte Teilbereiche des Kaufentscheidungsprozesses betrachten. Aus den Ansätzen zur Erklärung des Käuferverhaltens lassen sich die relevanten Merkmale ableiten, nach denen Käufergruppen gebildet werden sollten. Die Verwendbarkeit der Merkmale ist von dem zu segmentierenden Markt und dem zugrundeliegenden Untersuchungsproblem abhängig. So werden bei Investitionsgütern andere Merkmale in den Vordergrund rücken als bei Konsumgütern und bei langlebigen Produkten andere als bei kurz-

---

1 Vgl. Frank, R. E., Massy, W. F. und Wind, Y., Market Segmentation, Englewood Cliffs, New Jersey, Prentice-Hall Inc., 1972, S. 6.

2 Vgl. Meffert, H., Modelle des Käuferverhaltens und ihr Aussagewert für das Marketing, in: Zeitschrift für die gesamte Staatswissenschaft, Bd. 127, 1971, S. 327 - 353.

Vgl. Schulz, R., Prozessmodelle komplexer Kaufentscheidungen des Konsumenten und ihr Aussagewert für das Marketing, Dissertation, Münster 1971.

Vgl. Meffert, H., Marketing - Einführung in die Absatzpolitik, a.a.O., S. 108 ff.

Vgl. Topritzhofer, E., Modelle des Kaufverhaltens: Ein kritischer Überblick, in: Hansen, H. R. (Hrsg.), Computergestützte Marketing-Planung, München 1974, S. 35 - 73.

lebigen Produkten[1]. Die Auswahl und die Gewichtung der Merkmale hat den genauen Erfordernissen des Segmentierungsproblems zu entsprechen.

Von den unendlich vielen Möglichkeiten, die Konsumenten in homogene Käufergruppen einzuteilen, sind für die Marktsegmentierung vor allem solche Gruppierungen interessant, aus denen sich direkt Ansatzpunkte für die Gestaltung des Marketing-Instrumentariums gewinnen lassen[2]. Deshalb sollten die Merkmale einigen generellen Anforderungen genügen[3]:

- Sie müssen eine ursächliche Beziehung zum Käuferverhalten aufweisen[4]. Die Kenntnis der Merkmalsausprägungen erlaubt damit Schlußfolgerungen auf das Käuferverhalten.

- Sie müssen Ansatzpunkte für eine operationale Marktbearbeitung liefern. Eine Identifizierung der Gruppenzugehörigkeit von Konsumenten muß anhand der Merkmale möglich sein, damit die Ansprache der Konsumenten erleichtert wird. Werden beispielsweise Merkmale über das Informationsverhalten der Versuchspersonen in die Untersuchung einbezogen, so können daraus direkt Hinweise darüber gewonnen werden, wie die Konsumenten anzusprechen sind.

---

1 Vgl. Gröne, A., Marktsegmentierung im Investitionsgütermarketing, a.a.O.

2 Vgl. Sheth, J. N., Marktsegmentierung als relevante Planungshilfe des Marketing, a.a.O., S. 134.

3 Vgl. Kotler, Ph., Marketing Management, a.a.O., S. 164 f.

4 Vgl. Frank, R. E., Massy, W. F. und Wind, Y., Market Segmentation, a.a.O., S. 27.

- Sie sollten so gewählt werden, daß sie über längere Zeit aussagekräftig bleiben, damit eine kontinuierliche Überprüfung des Marketingprogramms möglich ist.

- Sie müssen trennwirksam sein, damit deutlich voneinander unterscheidbare Gruppen gebildet werden können.

- Sie sollten auf einem möglichst hohen Meßniveau erfaßt werden, um die zulässigen Zahlenoperationen nicht von vornherein zu beschränken[1].

Die Erfüllung dieser Anforderungen ist entscheidend für die Verwendbarkeit der Merkmale für praktische Segmentierungsfragestellungen.

In Abb. 1 ist eine Übersicht zu den Segmentierungsmerkmalen gegeben. In ihr wird zwischen der Gruppe der demographischen Merkmale und der Gruppe der psychographischen Merkmale unterschieden[2]. Die erstgenannte Gruppe setzt sich aus sozio-ökonomischen und geographischen Merkmalen zusammen, die zweitgenannte aus Persönlichkeitsmerkmalen, Einstellungen und Verhaltensmerkmalen[3].

---

1 Vgl. Sixtl, F., Meßmethoden der Psychologie - Theoretische Grundlagen und Probleme, Weinheim 1967, S. 13.

2 Vgl. Meffert, H., Marketing - Einführung in die Absatzpolitik, a.a.O., S. 215 ff.

3 Vgl. Rehorn, J., Marktsegmentierung - Modeerscheinung oder Orientierungshilfe? in: Markenartikel, 1973, S. 402 ff.

Zu den Beispielen für die einzelnen Merkmale der Abb. 1 vgl.:

Kotler, Ph., Marketing Managemant, a.a.O., S. 166 f.

O.V., Die "GfK-Skalen" - Ansatz, Methodik und Verfahren der psychologischen Einstellungsmessung durch die GfK-Nürnberg, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, 14. Jahrgang, Heft 3, S. 265 - 268.

Bauer, E., Markt-Segmentierung als Marketing-Strategie, a.a.O., S. 70 ff.

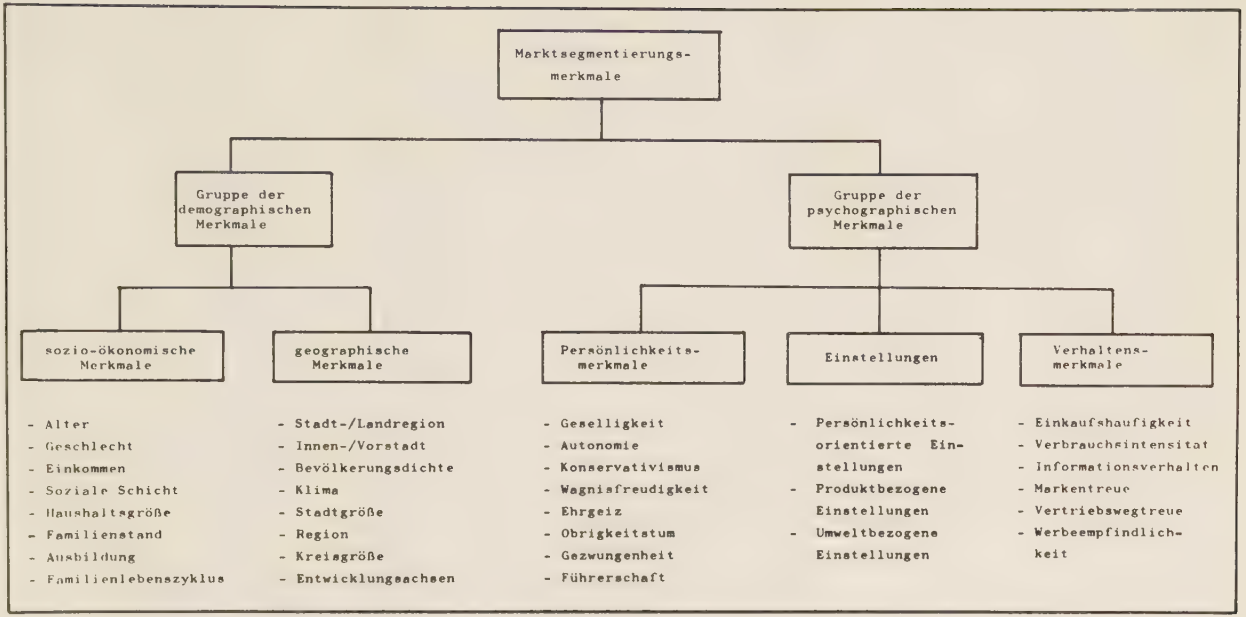

Abb. 1: Einteilung der Marktsegmentierungsmerkmale

Zur Einteilung der Konsumenten in homogene Gruppen sind in der Vergangenheit überwiegend sozio-ökonomische Merkmale, wie Alter, Einkommen, Ausbildung, Familiengröße usw. verwandt worden. Ihre große Beliebtheit lag vor allem in der relativ einfachen Erfaßbarkeit begründet. In neueren Segmentierungsuntersuchungen werden diese Merkmale bis auf wenige Ausnahmen eher ergänzend eingesetzt. Empirische Untersuchungen haben nämlich gezeigt, daß in vielen Fällen kaum Zusammenhänge zwischen den sozio-ökonomischen Merkmalen und dem Käuferverhalten festzustellen sind[1].

Sind regionale Unterschiede in dem Verhalten der Konsumenten und in der Marktsituation (z.B. Unterschiede in der Verbrauchsintensität, der Konkurrenzsituation oder in der Abnehmerdichte) festzustellen, dann müssen diese Besonderheiten durch die Aufnahme geographischer Merkmale berücksichtigt werden. Die Bedeutung dieser Merkmale hat jedoch mit der zunehmenden Nivellierung des Konsumentenverhaltens unterschiedlicher geographischer Gebiete abgenommen[2].

---

1 Vgl. Frank, R. E., Market Segmentation Research: Findings and Implications, in: Bass, F. M., King, C.W. und Pessemier, E. A. (Hrsg.), The Application of the Sciences to Marketing Management, New York 1968, S. 41 - 53.

Yankelovich, D., New Criteria for Market Segmentation, in: Harvard Business Review, März/April 1964, S. 84 ff.

Barnett, N. L., Beyond Market Segmentation, in: Harvard Business Review, Januar/Februar 1969, S. 152 - 166.

2 Vgl. Brumm, G., Die Probleme der Marktsegmentierungspolitik im Rahmen des Marketing, Dissertation, Berlin 1973, S. 61.

Die Kenntnis der Ausprägungen in den demographischen Merkmalen liefert Informationen darüber, wer die Konsumenten sind[1], erlaubt jedoch kaum Schlüsse darüber, welche Kaufmotive die Konsumenten besitzen, welche Einstellungen sie haben, wie sie leben und was sie denken, was sie kaufen möchten und dann wirklich kaufen. Um die für den Kaufentscheidungsprozeß entscheidenden Faktoren analysieren zu können, sind psychographische Charakteristika der Konsumenten zu erheben. Sie sollen Informationen liefern, warum die Konsumenten ein bestimmtes Produkt kaufen. Die überragende Bedeutung psychographischer Merkmale beginnt dort, wo die Produkte sich kaum noch in technischer Hinsicht voneinander unterscheiden. Obgleich eine überschneidungsfreie Gliederung der psychographischen Merkmale kaum möglich sein dürfte, sei im folgenden von der in Abb. 1 angeführten Einteilung in Persönlichkeitsmerkmale, Einstellungen und Verhaltensmerkmale ausgegangen.

Seit in anfänglichen Untersuchungen die Bedeutung der Persönlichkeitsmerkmale als verhaltensbeeinflussende Faktoren nachgewiesen werden konnte[2], gewannen diese auch zunehmende Beachtung für praktische Problemstellungen. Mit Fragen nach der Besuchshäufigkeit von Freunden, der Einladung von Verwandten oder auch nach der gewünschten Zugehörigkeit zu einer sozialen Klasse wird versucht, die

---

1 Vgl. Valenzi, S. und Faumann, B. C., Psychographic Marketing, Working Paper, Consumer Behavior Marketing No. 432, Okt. 1974, S. 2.

2 Vgl. Yankelovich, D., New Criteria for Market Segmentation, a.a.O., S. 84 ff.

Grunddimensionen der Persönlichkeit zu erfassen[1]. Hierzu sind neben speziellen Erhebungstechniken[2] auch mathematisch-statistische Verfahren einzusetzen.

In jedem Menschen sind **Einstellungen wirksam, die** sein Verhalten mitbestimmen und deren Kenntnis Aufschlüsse über das Konsumentenverhalten ermöglichen[3]. Die Messung der Einstellung ist jedoch problematisch[4]. Dazu gibt es im wesentlichen zwei Ansätze. Man kann einmal versuchen, den Sammelbegriff "Einstellung" in seine einzelnen Komponenten zu zerlegen[5], zum anderen kann man darunter

1 Vgl. Lessig, V. P. und Tollefson, J. O., Market Segmentation Through Numerical Taxonomy, in: Journal of Marketing Research, Vol. VIII, Nov. 1971, S. 487.

2 Vgl. Green, R. E. und Tull, D. S., Research for Marketing Decisions, Englewood Cliffs (New Jersey), 2. Aufl., 1970, S. 141 - 173.

3 Vgl. Fishbein, M., A Behavior Theory Approach to the Relations between Beliefs about an Object and the Attitude toward the Object, in: Fishbein, M. (Hrsg.), Readings in Attitude Theory and Measurement, New York-London-Sydney,1967, S. 389 ff.

Vgl. Thomas, K. (Hrsg.), Attitudes and Behavior, Penguin Books, Baltimoore 1971.

4 Vgl. Schmidt-Bräkling, R., Zielgruppenbestimmung mit Hilfe von Einstellungsskalen - Ein Beitrag zur Marktsegmentierung, Dissertation Münster 1973, S. 66 ff.

Vgl. Kroeber-Riel, W., Konsumentenverhalten, München 1975, S. 93 - 106.

5 Vgl. Fishbein, M., The Search for Attitudinal-Behavioral Consistency, in: Cohen, J. B. (Hrsg.), Behavioral Science Foundations of Consumer Behavior, New York 1972, S. 245 - 251.

Vgl. Trommsdorf, V., Die Messung von Produktimages für das Marketing. Grundlagen und Operationalisierung, Köln 1975, S. 27 ff.

Vgl. Meffert, H., Marketing - Einführung in die Absatzpolitik, a.a.O., S. 122 ff.

Vgl. Bass, F. M. und Talarzyk, W. K., An Attitude Model for the Study of Brand Preference, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, 1972, S. 93 ff.

Vgl. o. V., die "GfK-Skalen"..., a.a.O., S. 261 ff.

die gesamtheitliche Grundhaltung einer Person verstehen und diese nicht weiter aufteilen. Daraus ergeben sich zwei Möglichkeiten, Einstellungen praktisch zu ermitteln. Einmal kann die Einstellung in einzelne Merkmale zerlegt werden. Diese werden dann den Versuchspersonen zur Beurteilung vorgegeben. Üblicherweise werden hierbei Skalen verwendet, auf denen die Versuchspersonen dem zu beurteilenden Objekt einen Meßwert zuordnen[1]. Die andere Möglichkeit besteht darin, die Einstellung über Ähnlichkeitsvergleiche der Objekte zu ermitteln. Die Versuchspersonen werden hierbei lediglich nach der Ähnlichkeit zwischen Objekten befragt. Aus den abgegebenen Ähnlichkeitsurteilen werden dann mittels geeigneter Analysetechniken die Grunddimensionen der Einstellung ermittelt.

Ausgangspunkt einer Klassifikation können weiterhin Verhaltensmerkmale der Konsumenten sein. Je nach der zugrundeliegenden Problemstellung lassen sich Merkmale des produktbezogenen Verhaltens (z.B. Verbrauchsintensität, Einkaufshäufigkeit), des preisbezogenen Verhaltens (z. B. Preiselastizitäten), des distributionsbezogenen Verhaltens (z.B. Geschäftstreue), des promotionsbezogenen Verhaltens (z.B. Mediaverhalten), des innovationsbezogenen Verhaltens (z.B. Meinungsführer)[2] oder gar Merkmale verwenden, die lediglich einen indirekten Bezug zum Kaufprozeß (z.B. Lebensgewohnheiten) haben.

---

1 Vgl. Kroeber-Riel, W., Konsumentenverhalten, a.a.O., S. 97.

2 Vgl. Bauer, E., Marktsegmentierung als Marketing-Strategie, a.a.O., S. 70 f.

Um eine umfassende und problemgerechte Aufteilung des Gesamtmarktes und eine daran anschließende zielgerichtete Bearbeitung eines Teilmarktes durchführen zu können, müssen zunächst solche Merkmale ausgewählt werden, die die zuvor genannten Voraussetzungen erfüllen. Anhand dieser Merkmale kann dann eine Aufteilung so erfolgen, daß Konsumenten mit gleichen oder ähnlichen Merkmalsausprägungen zusammengefaßt werden. Sowohl für die Auswahl der Variablen als auch für die Aufteilung des Gesamtmarktes sind mathematisch-statistische Verfahren notwendig. Da durch die Vorgabe einer Vielzahl von Merkmalen das Problem mehrdimensional ist, müssen vor allem solche Verfahren zur Problemlösung herangezogen werden, die in der Lage sind, zugleich mehrere Merkmale auszuwerten.

1.2 Multivariate Verfahren

Zur Lösung des im Abschnitt 1.1 dargestellten Problemkreises sind mathematisch-statistische Verfahren erforderlich, welche simultan mehrere Merkmale auswerten können. In diesem Abschnitt wird ein Überblick über solche Verfahren gegeben.

In statistischen Untersuchungen werden ganz bestimmte, für die jeweilige Fragestellung charakteristische Eigenschaften der Untersuchungseinheiten (auch als Elemente oder Merkmalsträger bezeichnet) gemessen. Diese Eigenschaften werden im allgemeinen Merkmale genannt. Handelt es sich um Merkmale, bei denen zumindest zwei Ausprägungen möglich sind, so spricht man auch von Variablen. Wenn nun die Ausprägungen in diesen Variablen sich nicht auf genau vorhersagbare Weise verändern, sondern bestimmte Werte in Abhängigkeit vom Zufall auftreten, bezeichnet man diese Variablen auch als Zufallsvariablen (engl.: variate). Sofern nun zur Beantwortung einer statistischen Fragestellung gleichzeitig mehrere Zufallsvariablen verwendet werden, dann bezeichnet man die entsprechende Analyse als eine multivariate Analyse und das benutzte Verfahren als multivariates Verfahren. In ihrer deskriptiven Anwendung bieten die multivariaten Verfahren die Möglichkeit, empirische Ergebnisse in eine überschaubaren Form zusammenzufassen[1].

---

1 Eine ausführliche Darstellung der inferenzstatistischen Überprüfung bei den einzelnen Verfahren wird in dieser Arbeit nicht vorgenommen, da die Entscheidung über die Anwendbarkeit eines Testverfahrens von dem jeweils zu untersuchenden Datensatz abhängt.

Durch die zunehmende Zahl der Verfahren - vor allem aber durch die Vielfalt ihrer Varianten - wird es notwendig, nach Systematisierungsmöglichkeiten zu suchen, um so dem potentiellen Anwender Hinweise zu geben, welches Verfahren er bei welcher Fragestellung anwenden kann. Im folgenden werden zwei derartige Ansätze dargestellt und auf ihre Eignung hin überprüft.

KENDALL schlägt vor[1], multivariate Analyseverfahren in Dependenz- und Interdependenzverfahren einzuteilen. Man spricht von Dependenzverfahren, wenn eine Variable oder eine Reihe von Variablen durch andere Variablen erklärt oder prognostiziert werden können. Hierbei werden also einseitige Abhängigkeitsbeziehungen zwischen den Variablen untersucht. Demgegenüber liegen Interdependenzverfahren vor, wenn wechselseitige Beziehungen zwischen Variablen analysiert werden. Eine Einteilung in abhängige und unabhängige Variablen wird dabei nicht vorgenommen[2]. Auf diesen Grundgedanken KENDALLS bauen die Einteilungen multivariater Verfahren von SHETH[3] und KINNEAR und TAYLOR[4] auf. Beide legen folgende drei Kriterien über die Art und die Verwendung der Variablen zugrunde:

- Sind Variablen von anderen Variablen abhängig?
- Falls Abhängigkeiten bestehen, wie viele Variablen sind abhängig?
- Welche Skaleneigenschaften besitzen die Variablen?

---

1 Vgl. Kendall, M. G., Factor Analysis as a Statistical Technique, in: Journal of the Royal Statistical Society, No. 121, 1950, S. 60 - 73.

2 Vgl. Überla, K., Faktorenanalyse, 2. Aufl., Berlin, Heidelberg 1971, S. 82.

3 Vgl. Sheth, J. N., The Multivariate Revolution in Marketing Research, in: Journal of Marketing, Vol. 35, Jan. 1971, S. 13 - 19.

4 Vgl. Kinnear, T. C. und Taylor, J. R., Multivariate Methods in Marketing Research: A Further Attempt at Classification, in: Journal of Marketing, Vol. 35, 1971, S. 56 - 59.

In Abb. 2 ist eine auf diesen Kriterien aufbauende Systematisierung wiedergegeben, in welcher die in dieser Arbeit behandelten Verfahren eingeordnet sind. Die Einteilung erreicht jedoch nicht die Eindeutigkeit, die man in der Regel von einer Systematisierung erwarten sollte; dies gilt insbesondere für die Einbeziehung von Verfahrensvarianten[1]. Ein Hauptgrund für die mangelnde Eindeutigkeit ist darin zu sehen, daß der Einsatzbereich vieler Verfahren über ihre ursprüngliche Zielsetzung hinaus ausgedehnt wurde, wodurch diese starre Systematisierung durchbrochen wird. Die kanonische Analyse kann beispielsweise auch als eine Interdependenzmethode angesehen werden, da eine Abhängigkeitsbeziehung zwischen den Variablenreihen nicht unbedingt erforderlich ist.

Eine andere Systematisierungsmöglichkeit zeigt VAN DE GEER[2] auf. Über die multivariate Datenmatrix werden je nach Verfahren verschiedene Operationen (im allgemeinen Bestimmung von Linearkombinationen zwischen den Variablen) durchgeführt. In Abb. 3 (a) wird eine Beziehung zwischen einer Variablen Y und mehreren Variablen X_j (hier: j=1,...,4) in der Form hergestellt, daß die Variable Y aus den Werten der Variablen X_j zumindest teilweise erklärt werden soll. Diese Problemstellung liegt der multiplen Regressionsanalyse zugrunde. Wird die Variable Y als eine Dummyvariable (0,1 Variable) verwendet, dann kann auch der Ansatz der Diskriminanzanalyse für den Fall zweier Gruppen anhand der Abb. 3 (a) erfaßt werden.

---

1 Vgl. Infratest, Zur Einführung in die multivariate Datenanalyse, München 1974, S. 137.

Vgl. Kinnear, T. C. und Taylor, J. R., Multivariate Methods in Marketing Research ..., a.a.O., S. 57.

2 Vgl. Van de Geer, J. P., Introduction to Multivariate Analysis for the Social Sciences, San Francisco 1971, S. 87 f.

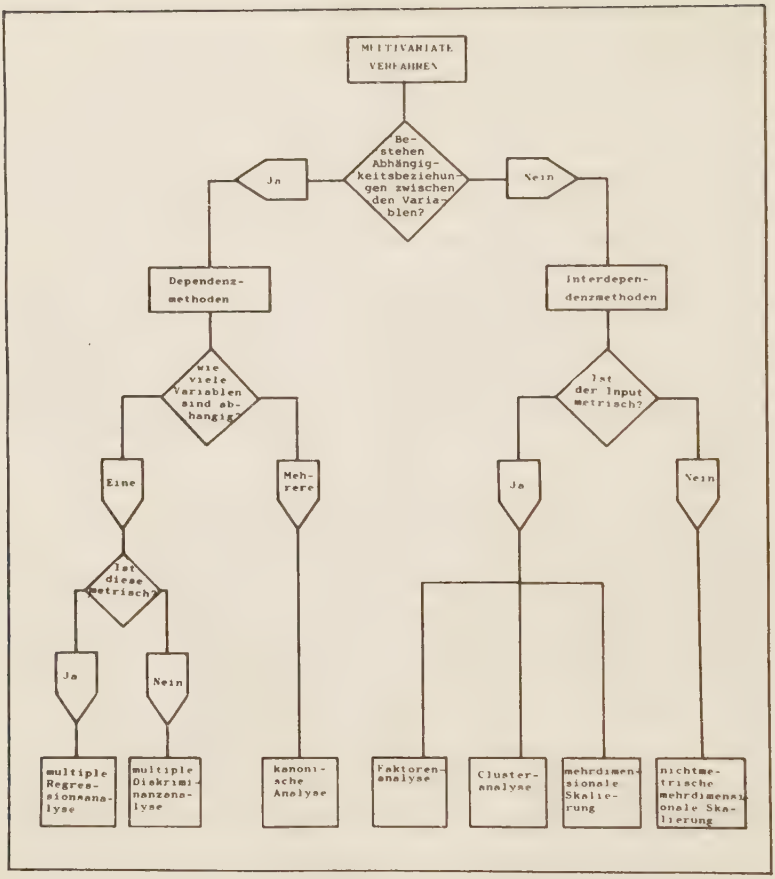

Abb. 2: Eine Einteilung der multivariaten Verfahren[1]

---

1 Vgl. Sheth, J. N., The Multivariate Revolution in Marketing Research, a.a.O., S. 15.

Vgl. Kinnear, T. C. und Taylor, J. R., Multivariate Methods in Marketing Research ..., a.a.O., S. 57.

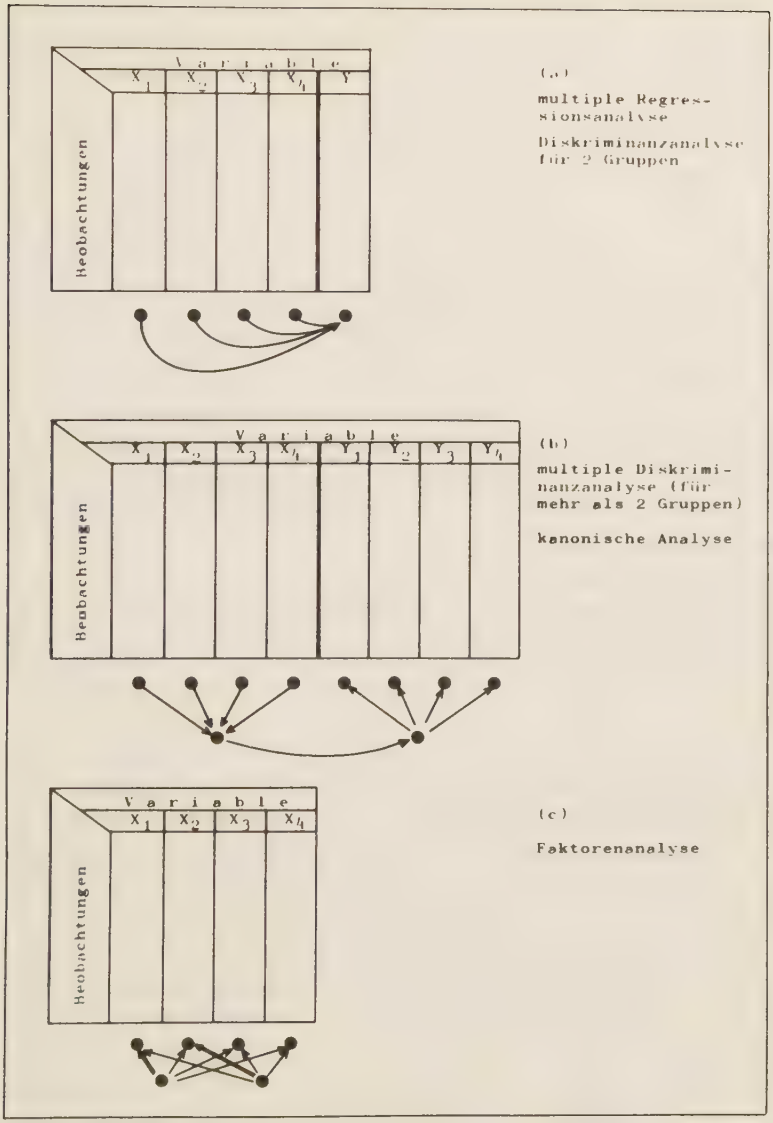

Abb. 3: Schematische Darstellung der Basisoperationen bei einigen multivariaten Verfahren[1]

1 Vgl. Van de Geer, J. P., Introduction to Multivariate Analysis ..., a.a.O., S. 90.

Hierbei legt die Variable Y die Zugehörigkeit zu einer der beiden Gruppen fest. Bei mehr als zwei Gruppen werden mehrere Spalten für die Festlegung der Gruppenzugehörigkeit benötigt. Dieser Fall kann durch die Abb. 3 (b) wiedergegeben werden. Zugleich verdeutlicht diese Abbildung die Fragestellung der kanonischen Analyse, welche als eine Erweiterung der multiplen Regressionsanalyse auf mehrere Variablen Y_i (hier: i=1,...,4) angesehen werden kann. In Abb. 3 (c), in der mehrere beobachtete Variablen X_j (hier: j=1,...,4) auf wenige Grunddimensionen zurückgeführt werden, ist die Problemstellung der Faktorenanalyse wiedergegeben.

Diese Einteilung der Verfahren mag sehr anschaulich sein, jedoch hat sie den großen Nachteil, unvollständig (Klassifikationsverfahren und Skalierungsverfahren können beispielsweise nicht eingeordnet werden) und allein auf formale Gesichtspunkte ausgerichtet zu sein. So täuscht z.B. die formale Identität von kanonischer Analyse und multipler Diskriminanzanalyse eine Ähnlichkeit beider Verfahren vor, die aus der Sicht ihrer Zielsetzungen nicht gegeben ist.

Jeder Versuch, die Vielfalt der Verfahren zu ordnen, muß Systematisierungskriterien in den Vordergrund stellen. Die Rangfolge dieser Kriterien ist dabei danach auszurichten, welche Bedeutung sie für den Systematisierungszweck haben. Obgleich die beiden bisherigen Ansätze recht anschaulich sind, bieten sie dem potentiellen Anwender multivariater Verfahren nur geringe Hinweise, welches Verfahren er bei welcher Fragestellung anwenden soll. Aufgrund dessen soll in dieser Arbeit nicht primär nach formalen Eigenschaften der Verfahren gegliedert werden, sondern von der praktischen Problemstellung der Marktsegmentierung ausgegangen werden.

1.3 Ziel und Gang der Untersuchung

Anhand der Segmentierungsmerkmale soll versucht werden, die Verbraucher in möglichst gleichartige Gruppen aufzuteilen, um dann diese gezielt ansprechen zu können. Die Vielzahl der möglichen Merkmale erfordert den Einsatz von mathematisch-statistischen Verfahren, die in der Lage sind, simultan mehrere Variablen auszuwerten. Die Vielfalt der multivariaten Verfahren, vor allem aber die ihrer Varianten, werfen das gewichtige Problem auf: Welches Verfahren ist anzuwenden? Die Entscheidung hängt nicht allein von den Eigentümlichkeiten der Verfahren ab, sondern auch von der Formulierung des Segmentierungsproblems. Daher ist es in dieser Arbeit notwendig, beide Problemkreise - das Problem der Marktsegmentierung und den Bereich der multivariaten Verfahren - miteinander zu verbinden.

Integrierte Untersuchungen der beiden Problemkreise konnten in der vom Verfasser untersuchten Literatur nicht gefunden werden. Die Probleme der Marktsegmentierung und die Verfahren der multivariaten Analysetechniken werden fast ausschließlich getrennt behandelt. Allerdings liegt eine Vielzahl von Aufsätzen aus der amerikanischen Marketingliteratur vor, in denen ein spezielles multivariates Verfahren auf eine bestimmte Fragestellung angewendet wird. Andere Beiträge versuchen, dem Marketinginteressierten einen Überblick über die Verfahren zu geben. In der letzten Zeit ist auch in der deutschsprachigen Literatur an der zunehmenden Zahl von Veröffentlichungen ein wachsendes Interesse an diesen hier angesprochenen Problemen abzulesen.

Das weitere Vorgehen in dieser Arbeit wird es sein, die Schnittmenge der beiden Problemkreise - Marktsegmentierung und multivariate Verfahren - anzusprechen. Dabei wird im zweiten Kapitel zunächst von einer relativ einfachen Problemstellung ausgegangen, in der die Beziehungen zwischen mehreren demographischen und psychographischen Variablen und einer Variablen des Kaufverhaltens analysiert werden. Diese Beziehungen sollen mit Hilfe regressionsanalytischer Techniken aufgedeckt werden. Die multiple Regressionsanalyse versucht, eine abhängige Variable durch mehrere unabhängige Variablen zu erklären. Ist die Zahl der unabhängigen Variablen sehr groß und werden Beziehungen zwischen ihnen vermutet, dann empfiehlt es sich, zur Datenreduktion eine Faktorenanalyse durchzuführen. Die Faktorenanalye soll die zwischen korrelierenden Variablen bestehenden Zusammenhänge erklären, indem grundlegende Dimensionen ermittelt werden.

Im dritten Kapitel wird dann die Problemstellung derart erweitert, daß nicht nur eine abhängige Variable betrachtet wird, sondern mehrere abhängige Variablen in die Untersuchung aufgenommen werden. In diesem Zusammenhang wird das Verfahren der kanonischen Analyse erläutert. Durch diese Analyse soll die Frage beantwortet werden, ob und in welchem Grad zwei Variablengruppen voneinander abhängig sind.

Mittelpunkt des vierten Kapitels ist dann die Frage, wie sich mehrere vorgegebene Gruppen hinsichtlich ihrer Ausprägungen in den Untersuchungsvariablen voneinander unterscheiden, und welchen Beitrag zur Gruppentrennung die einzelnen Variablen leisten. Zur Lösung dieser Problemstellung wird die Diskriminanzanalyse herangezogen. Das Verfahren und seine Anwendungsmöglichkeiten werden hier erläutert.

Hat man geeignete Segmentierungsmerkmale gefunden, dann kann man über die Merkmalsausprägungen der Konsumenten direkt Aussagen hinsichtlich ihrer Ähnlichkeit machen und ähnliche Konsumenten zu einem Marktsegment zusammenfassen. Diese Aufgabenstellung liegt im fünften Kapitel vor. Anhand der relevanten Segmentierungsmerkmale wird mit Hilfe von Klassifikationsverfahren (Clusteranalysen) versucht, homogene Konsumentengruppen zu bilden. Verschiedene Klassifikationsverfahren werden dargestellt und auf ihre Eignung zur Bildung homogener Marktsegmente überprüft.

Im Mittelpunkt des sechsten Kapitels stehen dann psychographische Merkmale und ihre Messung. Da eine Vorgabe von Variablen gerade bei technisch und sachlich undifferenzierbaren Produkten problematisch ist, wird versucht, über die Befragung nach Ähnlichkeitsbeziehungen zwischen den Produkten die Urteilsstrukturen der Versuchspersonen zu erfassen. Die zur Lösung der Problemstellung anzuwendenden Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung werden in ausführlicher Form dargestellt.

Im siebenten Kapitel werden abschließend die Ergebnisse zusammengefaßt und einige Schwierigkeiten dargelegt, die einer nutzbringenden Anwendung der Verfahren für die Zwecke der Marktsegmentierung derzeit noch im Wege stehen.

2 Analyse der Beziehungen zwischen kaufverhaltensrelevanten Variablen und dem Kaufverhalten

2.1 Die Grenzen der Kreuzklassifikation

Im Mittelpunkt der Marketingüberlegungen stehen die Käufer und Verwender sowie die potentiellen Käufer der Produkte. Damit ein Unternehmen einen Markt effektiv bearbeiten kann, muß die Zusammensetzung dieses Konsumentenkreises bekannt sein. Hierzu werden die Ausprägungen in den Segmentierungsmerkmalen analysiert. Diesen Merkmalen wird häufig das Verhalten der Konsumenten gegenübergestellt, das man beim Kauf eines Produktes beobachten kann: in welchen Geschäften, wann und wie oft, in welchen Mengen, Verpackungen und Qualitäten wird gekauft? Nur wenn die Beziehungen zwischen den Variablen bekannt sind, ist die Abstimmung absatzpolitischer Maßnahmen auf eine bestimmte Konsumentengruppe erfolgversprechend.

Es sei mit dem relativ einfachen Problem begonnen, die Beziehungen zwischen nur einer Verhaltensvariablen, beispielsweise den jährlichen Ausgaben für ein bestimmtes Produkt, und einigen sozio-ökonomischen und geographischen Variablen wie Einkommen, Familiengröße, Alter und Wohnort aufzudecken. Hierzu sind mittels Beobachtungs- und Befragungstechniken Informationen über die beiden Variablengruppen zu beschaffen, die dann in einer Kreuztabelle dargestellt werden können. Um alle möglichen Effekte in die Tabelle mit einbeziehen zu können, sind jedoch eine Vielzahl von Zellen notwendig. Bei 5 unabhängigen Variablen mit jeweils nur 5 Kategorisierungsmöglichkeiten ergeben sich schon $5^6 = 15\,625$ Zellen in der Kreuzklassifikationstabelle. Als Beispiel ist in Tabelle 1 eine solche Tabelle mit einer abhängigen und zwei unabhängigen Variablen mit je 3 Kategorien wiedergegeben.

Jährliche Ausgaben für das Produkt P in DM (Variable Y)	Einkommen in DM (X_1)								
	1000 DM - 1599 DM			1600 DM - 2199 DM			2200 DM - 2800 DM		
	Anzahl der Personen in der Familie (X_2)			Anzahl der Personen in der Familie (X_2)			Anzahl der Personen in der Familie (X_2)		
	1 und 2	3 und 4	5 und 6	1 und 2	3 und 4	5 und 6	1 und 2	3 und 4	5 und 6
0 DM - 40 DM	.	.	.	.	.	.	.	.	.
41 DM - 80 DM	.	.	.	.	.	.	.	.	.
81 DM -120 DM	.	.	.	.	.	.	.	.	.

Tabelle 1: Beispiel einer Kreuzklassifikation für zwei unabhängige und eine abhängige Variable mit je 3 Kategorien; Zahl der Tabellenfelder: $3^{2+1} = 27$.

Es ist notwendig, das Datenmaterial auf wesentliche Tatbestände zu reduzieren. Was in einer größeren Kreuztabelle wesentlich ist, wird allerdings nicht ohne weiteres ersichtlich. Hinzu kommt, daß die Interaktionen zwischen den unabhängigen Variablen nicht aufgedeckt werden[1]. Um das erhobene Datenmaterial simultan verarbeiten und auf das Wesentliche reduzieren zu können, sind multivariate Analyseverfahren notwendig.

---

1 Vgl. Frank, R. E., Massy, W. F. und Wind, Y., Market Segmentation, a.a.O., S. 141 f.

2.2 Analyse der Beziehungen mit regressionsanalytischen Techniken

Eine Möglichkeit der Analyse bietet die multiple Regressionsanalyse. In ihr wird eine abhängige Variable Y (Kriteriumsvariable) durch mehrere unabhängige Variablen X_j (Prediktorvariablen, $j=1,\ldots,n$) erklärt[1]:

$$Y = a_1X_1 + \ldots + a_jX_j + \ldots + a_nX_n + U \ ,$$

wobei a_j die Regressionskoeffizienten der Variablen X_j und U die Residualvariable bezeichnen. Geht man davon aus, daß p Beobachtungen ($k=1,\ldots,p$) durchgeführt worden sind, dann kann ausführlicher geschrieben werden:

$$\begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_k \\ \vdots \\ y_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{k1} & \cdots & x_{kj} & \cdots & x_{kn} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{p1} & \cdots & x_{pj} & \cdots & x_{pn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} u_1 \\ \vdots \\ u_k \\ \vdots \\ u_p \end{pmatrix}$$

Diese Beziehung kann verkürzt durch die Matrizengleichung

$$\boxed{\mathbf{y} = \mathbf{X}\,\mathbf{a} + \mathbf{u}} \qquad (2.2\text{-}1)$$

---

1 Es wird hier angenommen, sämtliche Variablen seien als Abweichungen von ihrem jeweiligen Mittelwert gemessen. Damit entfällt das absolute Glied der Regressionsgleichung, was die spätere Matrixschreibweise vereinfacht.

wiedergegeben werden[1]. In dieser Gleichung enthält $\mathbf{y}$ die Beobachtungswerte der Variablen Y, $\mathbf{X}$ die Beobachtungswerte der Variablen X_j (j=1,...,n), $\mathbf{a}$ die Regressionskoeffizienten der Variablen X_j und $\mathbf{u}$ die durch den Regressionsansatz nicht erklärbaren Restbeträge[2]. Die Koeffizienten a_j sind so zu bestimmen, daß ein vorgegebenes Kriterium, wie das Kriterium der kleinsten quadratischen Abweichungen der prognostizierten Werte für Y von den tatsächlich beobachteten Werten für Y, optimiert wird.

Als ein Maß für die Strenge des linearen Zusammenhanges gilt der multiple Korrelationskoeffizient R; sein Quadrat, das Bestimmtheitsmaß R^2, gibt an, welcher Anteil der Varianz der abhängigen Variablen Y durch den Regressionsansatz erklärt werden kann.

Die Verfahren der multiplen Regressionsanalyse ermöglichen die Aufdeckung von Zusammenhangsstrukturen. Für die Zwecke der Marktsegmentierung können Beziehungen zwischen den Merkmalen der Konsumenten und ihrem Verhalten hergestellt werden. Damit sind Voraussetzungen geschaffen, Konsumentengruppen mit gleichartigen Verhaltensmustern zu bilden und damit Ansatzpunkte für den Einsatz der Marketing-Instrumente abzuleiten. Da jeweils nur eine Größe in ihrer Beziehung zu den unabhängigen Variablen betrachtet werden kann, ist es für empirische Untersuchungen notwendig, ein

---

1 Matrizen werden in dieser Arbeit mit großen lateinischen Buchstaben (z.B. $\mathbf{X}$) und Vektoren mit kleinen lateinischen Buchstaben (z. B. $\mathbf{x}$) bezeichnet. Zeilenvektoren erhalten zusätzlich einen oben angehängten Index T (z.B. $\mathbf{x}^T$).

2 Vgl. Johnston, J., Econometric Methods, 2. Aufl., New York 1972, S. 121 f.

ganzes System von Regressionsgleichungen aufzustellen. Es muß z. B. nicht nur ermittelt werden, wer die Konsumenten sind, die das Produkt A regelmäßig kaufen, sondern auch wie diese Konsumenten angesprochen werden können.

Einige Persönlichkeitsmerkmale der Konsumenten wie Familienstand, soziale Stellung und Ausbildungsgrad liegen nicht in metrisch skalierter Form vor. Eine Anwendung der Regressionsanalyse auf diese Daten setzt voraus, daß die Variablen umgeformt werden. Eine qualitative Variable mit g Ausprägungen kann durch g-1 Hilfsvariablen, die das Zutreffen oder Nichtzutreffen kennzeichnen, gemessen werden. Diese Hilfsvariablen werden auch als Dummy-Variablen bezeichnet. Eine besondere Stellung nimmt hier das Verfahren der multiplen Klassifikationsanalyse (MCA) ein, in dem alle Variablen in Dummy-Variablen umgeformt werden[1]. Dadurch verzichtet man zwar auf Informationen, kann das Verfahren aber auch im Falle nichtlinearer Beziehungen ohne Einschränkung anwenden. Da es außerdem leicht zu handhaben ist und schnell arbeitet, eignet es sich besonders für Voruntersuchungen, in welchen lediglich erste Anhaltspunkte für die weitere Analyse gewonnen werden sollen. Für die Zwecke der Marktsegmentierung wurde das Verfahren beispielsweise von PETERS[2] zur Segmentierung des PKW-Marktes angewandt.

Es bereites heute dem Marktforscher keine Schwierigkeiten mehr, multiple Regressionsanalysen durchzuführen, da die

---

1 Vgl. Andrews, F. M., Morgan, J. und Sonquist, J., Multiple Classification Analysis, Institute for Social Research, University of Michigan, Ann Arbor (Michigan) 1967.

2 Vgl. Peters, W. H., Using MCA to Segment New Car Markets, in: Journal of Marketing Research, Vol. VII, Aug. 1970, S. 360 - 363.

Standardprozeduren in Form von Programmpaketen vorliegen. In vielen Fällen benötigt der Anwender nicht einmal Programmierkenntnisse. Bei dem SPSS[1] Programmpaket sind neben den Datenkarten nur noch Formatkarte, Variablenliste, Parameterkarte und einige Steuerkarten, mit denen der Programmablauf durch das SPSS-System gesteuert wird, zu erstellen.

Mit Hilfe regressionsanalytischer Techniken sind in den vergangenen Jahren umfangreiche Untersuchungen über die Merkmale der Konsumenten und ihren Einfluß auf das Konsumentenverhalten durchgeführt worden. Es konnten jedoch keine starken Beziehungen festgestellt werden[2], was seine Gründe in der fehlerhaften Anwendung der Analyseverfahren wie auch in den geringen Erklärungswerten der Theorien des Konsumentenverhaltens haben mag[3]. BASS, TIGERT und LONSDALE[4] haben beispielsweise zeigen können, daß die Beziehung zwischen den Persönlichkeitsmerkmalen und dem Konsumentenverhalten in sehr vielen Fällen stark von der linearen Form abwich. Voraussetzung für die Anwendung eines statistischen Verfahrens ist aber, daß die in ihr enthaltenen Annahmen auch in dem zu analysierenden Datensatz erfüllt sind, da die Ergebnisse sonst Ver-

---

1 Vgl. Nie, N. H., Hull, C. H., Jenkins, J. G., Statistical Package for the Social Science (SPSS), 2. Aufl., New York, St. Louis 1975, S. 320 - 367.

2 Vgl. Alpert, M. I., Personality and the Determinants of Product Choice, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, Febr. 1972, S. 89 - 92.

Vgl. Sparks, D. L. und Tucker, W. T., A Multivariate Analysis of Personality and Product Use, in: Journal of Marketing Research, Vol. VIII, Febr. 1971, S. 67 - 70.

3 Vgl. Morrison, D. G., Evaluating Market Segmentation Studies: The Properties of R^2, in: Management Science, Vol. 19, No. 11, Juli 1973, S. 1213 - 1221.

4 Vgl. Bass, F. M., Tigert, D. J. und Lonsdale, R. T., Market Segmentation: Group versus Individual Behavior, in: Journal of Marketing Research, Vol. V, Aug.1968, S. 264 - 270.

zerrungen enthalten. Um eine lineare multiple Regressionsfunktion bestimmen und sinnvoll auswerten zu können, bedarf es bestimmten Annahmen; dies sind vor allem:

- Additive Beziehungen in der Grundgesamtheit,
- nichtkorrelierte Störvariablen mit einem Erwartungswert von null,
- das Fehlen von Multikollinearität, d. h. kein vollkommener oder angenäherter linearer Zusammenhang zwischen den erklärenden Variablen und
- Homoskedastizität, d. h. bedingte Verteilungen mit gleicher Varianz.

2.3 Die Notwendigkeit der Variablenreduzierung

Um der komplexen Struktur einer gegebenen Problemstellung gerecht zu werden, wird der Forscher bei der Durchführung einer multiplen Regressionsanalyse im allgemeinen von einer umfassenden Liste von theoretisch begründbaren Einflußgrößen ausgehen. Um den Untersuchungsumfang nicht zu groß werden zu lassen und die Gefahr der Multikollinearität zu begrenzen, wird in der Regel eine Beschränkung auf einige wichtige Einflußgrößen vorgenommen. Man könnte dabei so vorgehen, daß alle möglichen Regressionsfunktionen (mit allen möglichen Variablenkombinationen) bestimmt werden. Diejenige Regressionsfunktion würde ausgewählt, die bei gegebener Variablenzahl den höchsten multiplen Bestimmtheitskoeffizienten besitzt. Der große Rechenaufwand begrenzt jedoch eine breitere Anwendbarkeit dieser Möglichkeit. Schon bei 10 unabhängigen Variablen sind 1024 Regressionsfunktionen (2^{10}) zu bestimmen.

Das statistische Instrumentarium bietet hier aber weitere Möglichkeiten, eine Auswahl für die in die Regressionsfunktion einzubeziehenden erklärenden Variablen zu treffen[1]. Hierbei gibt es verschiedene Verfahren, die sich hauptsächlich in der Auswahlmethode unterscheiden. Als Kriterium für die Einbeziehung einer Variablen wird im allgemeinen der Korrelationskoeffizient oder sein Quadrat, das Bestimmtheitsmaß, verwendet.

Der bei der Bestimmung aller möglichen Regressionsfunktionen entstehende Rechenumfang wird reduziert, wenn zuerst alle einfachen Korrelationskoeffizienten zwischen der zu erklärenden Variablen (Y) und allen erklärenden Variablen X_j

---

1 Vgl. Draper, N. R. und Smith, H., Applied Regression Analysis, New York 1966, S. 163 ff.

bestimmt werden. Es werden dann nur die Variablen in die Regressionsfunktion aufgenommen, die einen hohen Korrelationskoeffizienten besitzen. Diese Vorgehensweise ist jedoch nur angebracht, wenn keine Multikollinearität, d.h. gegenseitige lineare Abhängigkeit zwischen den unabhängigen Variablen, vorliegt, denn nur dann sind die Erklärungsbeiträge den einzelnen Variablen direkt zurechenbar.

Praktische Bedeutung haben vor allem die Rückwärtselimination, die Vorwärtsauswahl und die schrittweise Regression erlangt. Bei der Methode der R ü c k w ä r t s e l i m i n a t i o n wird eine Regressionsfunktion bestimmt, in der alle Variablen enthalten sind. Anschließend werden mit Hilfe von partiellen F-Tests weniger signifikante Variablen eliminiert. Das Verfahren der V o r w ä r t s a u s w a h l geht dagegen von einer Einfachregression (mit der Variablen, die den höchsten Korrelationskoeffizienten besitzt) aus und nimmt sukzessiv weitere signifikante Variablen in die Regressionsfunktion auf. Falls Interkorrelationen zwischen den unabhängigen Variablen vorliegen, kann die Aufnahme einer neuen Variablen jedoch den Erklärungsbeitrag einer bereits vorher aufgenommenen Variablen vermindern. Diese Variable wird nicht wieder eliminiert. Eine Elimination bereits aufgenommener Variablen ermöglicht dagegen das Verfahren der s c h r i t t w e i s e n R e g r e s s i o n. Wie bei der Vorwärtsauswahl werden sukzessiv signifikante Variablen aufgenommen. Nachdem eine neue Regressionsfunktion gebildet ist, werden jedoch alle Variablen mit Hilfe eines partiellen F-Tests auf ihren Erklärungswert hin überprüft. Variablen, die keinen signifikanten Erklärungsbeitrag mehr leisten, werden wieder eliminiert.

Die genannten Vorgehensweisen erlauben zwar eine Einschränkung der Anzahl der in den Ansatz aufzunehmenden erklärenden Variablen, verhindern jedoch nicht, daß einige der erklären-

den Variablen in Beziehung zu anderen erklärenden Variablen stehen. Multikollinearität beeinträchtigt nämlich die Schätzgenauigkeit der Regressionskoeffizienten. Die Beiträge, die die unabhängigen Variablen zur Erklärung der abhängigen Variablen leisten, sind nicht mehr direkt zurechenbar. Multikollinearität bedeutet also, daß in mehreren gemessenen Variablen gleiche Informationen enthalten sind. Es ist daher notwendig, das Datenmaterial weiter zu verdichten, ohne dabei jedoch auf wesentliche Informationen zu verzichten.

Von besonderer Bedeutung ist eine solche Verdichtung wenn neben den leicht erfaßbaren und eindeutigen Merkmalen wie Alter, Einkommen oder Familiengröße für Marktsegmentierungszwecke psychographische Merkmale erfaßt werden sollen. Hierbei stellt sich das Problem, Fragen auszuarbeiten, durch die beispielsweise der Prestigewert einer Marke, die Einstellung zum Ratenkauf oder die subjektive Überzeugung des Käufers, daß eine Marke wirklich seinen Erwartungen entspricht, operationalisiert werden kann[1]. Die Aufnahme dieser Merkmale in eine Untersuchung kann zu überlangen Fragen führen, da unsere sprachlichen Ausdrucksmöglichkeiten eine knappe Charakterisierung der zu messenden psychologischen Dimensionen oftmals nicht zulassen. Auch der Einsatz der verschiedenen Explorationstechniken kann die

---

1 Vgl. Krober-Riel, W. und Trommsdorff, V., Markentreue beim Kauf von Konsumgütern - Ergebnisse einer empirischen Untersuchung, in: Kroeber-Riel, W. (Hrsg.), Konsumentenverhalten und Marketing, Opladen 1973, S. 58 ff.

exakte Konkretisierung des Merkmalsbereiches nicht garantieren, zumal nicht abgesichert ist, welcher Test für welche Fragestellung geeignet ist[1]. Um einigermaßen sicher zu gehen, und für die interessierenden psychologischen Dimensionen auch brauchbare Messungen zu erhalten, wird man im allgemeinen von einer größeren Anzahl von Einstellungsaussagen ausgehen. Zwischen diesen werden mehr oder weniger starke Beziehungen zu beobachten sein. Das bedeutet, es werden zum Teil dieselben Informationen durch verschiedene Einstellungsaussagen erfaßt[2].

Um festzustellen, ob Multikollinearität vorliegt, können die Bestimmtheitsmaße verwendet werden. Sind die unabhängigen Variablen völlig unkorreliert, dann ergibt sich das multiple Bestimmtheitsmaß (R^2) als Summe der einfachen Bestimmtheitsmaße ($r^2_{YX_j}$):

$$R^2 = \sum_j r^2_{YX_j} .$$

Ist die Summe der einfachen Bestimmtheitsmaße bedeutend größer als das multiple Bestimmtheitsmaß, kann auf Multikollinearität geschlossen werden.

Das Bestreben wird jetzt sein, die redundanten Messungen zu eliminieren. Bei nur zwei hoch miteinander korrelierten Variablen kann man versuchen, diese beiden zu einer Variablen zusammenzufassen. Bei komplexen Variablenbezeichnungen ist die Korrelationsmatrix als Ganzes daraufhin zu untersuchen, ob die Variablen vielleicht durch eine vereinfachte Struktur wiedergegeben werden können. Dieser Zielsetzung folgen die faktoranalytischen Techniken.

---

1 Vgl. Frank, R. E. und Massy, W. F. und Wind, Y, Market Segmentation, a.a.O., S. 151.

2 Vgl. Gaensslen, H. und Schubö, W., Einfache und komplexe statistische Analyse - Eine Darstellung für Sozialwissenschaftler und Mediziner, München 1973, S. 200 f.

2.4 Anwendung faktoranalytischer Techniken zur Variablengruppierung und -reduzierung

Die Faktorenanalyse ist nicht ein einzelnes, in sich geschlossenes Verfahren[1]. Es gibt vielmehr einige Varianten faktoranalytischer Techniken, die sich vor allem darin unterscheiden, wie die Faktoren aus der Korrelationsmatrix extrahiert werden[2]. Das wohl bekannteste Extraktionsverfahren ist die Hauptkomponentenmethode, deren Anwendung in der Faktorenanalyse hier zunächst algebraisch, dann geometrisch kurz skizziert werden soll.

Ausgangspunkt sind die in einer Matrix zusammengefaßten Beobachtungswerte x_{kj} (k=1,...,p und j=1,...,n) der n Zufallsvariablen bei p Elementen. Diese Beobachtungswerte werden variablenweise standardisiert, d. h. für jede Variable wird der Mittelwert von den Beobachtungswerten abgezogen und die Differenz dann durch die Standardabweichung dividiert. Dadurch erhält jede Variable einen Mittelwert von null und eine Varianz von eins. In der Hauptkomponentenanalyse werden jetzt die standardisierten Werte z_{kj} als lineare Kombination einer geringeren Anzahl von Dimensionen, den Hauptkomponenten dargestellt:

$$\mathbf{Z = A P} \quad . \qquad (2.4\text{-}1)$$

Die Matrix $\mathbf{Z}$ enthält die standardisierten Beobachtungswerte, $\mathbf{A}$ die Koeffizienten (Ladungen), die die Stärke der Beziehungen zwischen den Variablen und den Hauptkomponenten kennzeichnen und $\mathbf{P}$ die standardisierten Werte der Elemente in den Hauptkomponenten, die Hauptkomponentenwerte. Die Aufgabe besteht jetzt darin, den n-dimensiona-

---

1 Vgl. Gaensslen, H. und Schubö, W., Einfache und komplexe statistische Analyse, a.a.O., S. 201.

2 Vgl. Harman, H. H., Modern Factor Analysis, Chicago 1967, S. 119 - 230.

len Stichprobenraum mit den Achsen $z_1, z_2, \ldots, z_n$ durch ein neues Achsensystem mit möglichst geringerer Dimensionalität zu ersetzen. Da es unendlich viele Lösungen gibt, müssen zusätzliche Bedingungen eingeführt werden. Entsprechend der Aufgabenstellung, möglichst viel an Informationen durch wenige Dimensionen wiederzugeben, werden die Koordinaten des Stichprobenraumes derart durch ein neues Koordinatensystem ersetzt, daß die erste neue Koordinate den größten Anteil der Varianz aller Variablen auf sich vereinigt. Zur Ableitung weiterer Koordinaten geht man entsprechend von den jeweiligen Residualvarianzen aus[1].

Die Korrelationsmatrix, die im Falle standardisierter Werte gleich der Varianz-Kovarianzmatrix ist, läßt sich berechnen nach

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n-1} \quad \mathbf{Z} \quad \mathbf{Z}^T \quad .$$

$\mathbf{Z}$ konnte als Linearkombination der Hauptkomponenten dargestellt werden (vgl. 2.4-1), so daß

$$\mathbf{R} = \frac{1}{n-1} \quad \mathbf{A}\,\mathbf{P}\,(\mathbf{A}\,\mathbf{P})^T = \frac{1}{n-1}\,\mathbf{A}\,\mathbf{P}\,\mathbf{P}^T\,\mathbf{A}^T \quad ,$$

$$\mathbf{R} = \mathbf{A} \quad \frac{1}{n-1} \quad \mathbf{P} \quad \mathbf{P}^T \quad \mathbf{A}^T \qquad \text{gilt.}$$

---

1 Das Problem der Maximierung der Varianzanteile bedeutet mathematisch die Suche nach den größten Eigenwerten. Auf das Eigenwertproblem sei hier jedoch nicht weiter eingegangen, da im Vordergrund dieser Arbeit die praktische Relevanz der Verfahren steht und für die Berechnung der Eigenwerte verschiedene Unterprogramme zur Verfügung stehen. Zum Eigenwertproblem vgl.:
Zurmühl, R., Matrizen und ihre technischen Anwendungen, 4. Aufl., Berlin, Göttingen, Heidelberg 1964, S. 146 ff.
Van de Geer, J. P., Introduction to Multivariate Analysis, a.a.O., S. 62 f.
Cooley, W. W. und Lohnes, P. R., Multivariate Data Analysis, New York, London 1971, S. 99 ff und S. 175 ff.

$\frac{1}{n-1} \mathbf{P}\,\mathbf{P}^T$ gibt die Korrelationsmatrix zwischen den Hauptkomponenten wieder. Da im allgemeinen aber wechselseitige statistische Unabhängigkeit der Hauptkomponenten vorausgesetzt wird, entspricht diese Matrix demnach der Einheitsmatrix. Es ergibt sich damit

$$\mathbf{R} = \mathbf{A}\,\mathbf{A}^T \qquad (2.4\text{-}2)$$

In der g e o m e t r i s c h e n Darstellung[1] sei von zwei standardisierten binormalverteilten Variablen ausgegangen, die negativ miteinander korrelieren. Die Punktwolke hat dann ein der Stärke der Korrelation entsprechendes ellipsenförmiges Aussehen. Ihr Schwerpunkt liegt im Koordinatenursprung, weil die Variablen durch die Standardisierung einen Mittelwert von null besitzen. Die erste Hauptkomponente wird so gelegt, daß sie den größten Varianzanteil erklären kann. Diese Forderung wird nur dann erfüllt, wenn die Hauptachse mit der längeren Achse der Ellipse zusammenfällt[2]. Die zweite Hauptkomponente, die die Restvarianz auf sich vereinigen muß, wird senkrecht auf die erste errichtet und ist mit der kürzeren Ellipsenachse identisch.

---

1 Vgl. Gaensslen, H. und Schubö, W., Einfache und komplexe statistische Analyse, a.a.O., S. 226 ff.

2 Vgl. ebenda, S. 236 f.

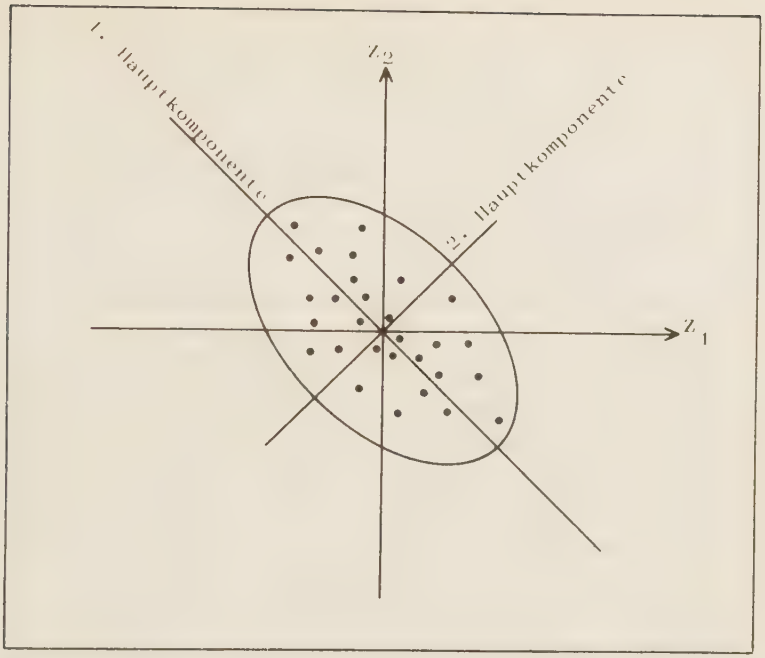

Abb. 4: Geometrische Darstellung zur Bestimmung der Hauptkomponenten[1]

Diese Methode der Bestimmung von Hauptkomponenten wird in der Faktorenanalyse zur Extraktion von Faktoren verwandt. Die Beziehungen zwischen den Variablen und den extrahierten Faktoren sind damit festgelegt und können durch die auf Seite 36 angegebene Tabelle dargestellt werden.

---

1 Vgl. Gaensslen, H. und Schubö, W., Einfache und komplexe statistische Analyse, a.a.O., S. 236.

Vgl. Rummel, R. J., Applied Factor Analysis, Evanston 1970, S. 341.

Variable j	Faktor / Faktorladungen 1 $\quad \mathbf{A} = (a_{jl})$	$\mathbf{A}^2 = (a_{jl})^2$	Kommunalität h_j^2 $h_j^2 = \sum_{l=1}^{r} a_{jl}^2$
1	$a_{11} \quad a_{12} \cdots a_{1l} \cdots a_{1r}$	$a_{11}^2 \quad a_{12}^2 \cdots a_{1l}^2 \cdots a_{1r}^2$	$\sum_{l=1}^{r} a_{1l}^2$
2	$a_{21} \quad a_{22} \cdots a_{2l} \cdots a_{2r}$	$a_{21}^2 \quad a_{22}^2 \cdots a_{2l}^2 \cdots a_{2r}^2$	$\sum_{l=1}^{r} a_{2l}^2$
⋮	⋮ ⋮ ⋮ ⋮	⋮ ⋮ ⋮ ⋮	⋮
j	$a_{j1} \quad a_{j2} \cdots a_{jl} \cdots a_{jr}$	$a_{j1}^2 \quad a_{j2}^2 \cdots a_{jl}^2 \cdots a_{jr}^2$	$\sum_{l=1}^{r} a_{jl}^2$
⋮	⋮ ⋮ ⋮ ⋮	⋮ ⋮ ⋮ ⋮	⋮
n	$a_{n1} \quad a_{n2} \cdots a_{nl} \cdots a_{nr}$	$a_{n1}^2 \quad a_{n2}^2 \cdots a_{nl}^2 \cdots a_{nr}^2$	$\sum_{l=1}^{r} a_{nl}^2$
.	. .	$\sum_j a_{j1}^2 \quad \sum_j a_{j2}^2 \cdots \sum_j a_{jl}^2 \quad \sum_j a_{jr}^2$	$\sum_l \sum_j a_{jl}^2$

Tabelle 2: Faktorladungen und die Berechnung der erklärbaren Varianzanteile

Der Zusammenhang zwischen einer Variablen j und einem Faktor l wird durch die Faktorladung (a_{jl}) wiedergegeben. In der Matrix **A**, in der jeder Faktor durch einen Spaltenvektor definiert ist, sind die Faktorladungen zusammengefaßt. Das Quadrat einer Faktorladung gibt ähnlich wie das Bestimmtheitsmaß den Anteil der erklärbaren Varianz einer Variablen wieder. Werden die quadrierten Ladungen zeilenweise aufsummiert, erhält man die Kommunalität h_j^2. Wird diese durch die Gesamtvarianz (n mal 1) dividiert, ergibt sich der durch die r Faktoren erklärbare Varianzanteil einer Variablen X_j. Bei spaltenweiser Addition der quadrierten Ladungen und Division durch die Gesamtvarianz erhält man den durch den Faktor l erklärbaren Varianzanteil in allen n Variablen. Die Summation über alle r Faktoren ergibt den insgesamt erklärbaren Varianzanteil.

Damit bilden die Faktorladungen die Grundlage für die Gruppierung und eventuelle Reduzierung der Variablen. Zur besseren Interpretation der Ergebnisse sind Drehungen des Koordinatensystems (Rotation) möglich. Hierfür sind eine Reihe von Verfahren entwickelt worden[1]. Haben einige Variablen jetzt hohe Ladungen bei demselben Faktor, so deutet das darauf hin, daß sie teilweise die gleiche Information liefern, also teilweise dieselbe grundlegende Dimension wiedergeben. Diese Redundanz kann abgebaut werden, da ihre Ursachen jetzt bekannt sind. Die einen Faktor hoch ladenden Variablen müssen zusammengefaßt werden.

In der bisherigen Darstellung diente die Faktorenanalyse dazu, die komplexen Variablenbeziehungen durch eine

---

1 Vgl. Überla, K., Faktorenanalyse, a.a.O., S. 165 ff.

vereinfachte Struktur wiederzugeben. Will man nun wissen, wo die Versuchspersonen in diesem reduzierten Raum einzuordnen sind, dann müssen die standardisierten Beobachtungswerte in sogenannte Faktorenwerte umgeformt werden[1]. Die Faktorenwerte geben die Bedeutung eines Faktors für ein Individuum wieder. Sie können z. B. für die Zwecke der Aufteilung eines Marktes verwendet werden. Anhand der individuellen Faktorenwerte werden Personengruppen gebildet, die sich damit hinsichtlich ihrer Verhaltensmuster ähneln.

Neben dieser mit R-Technik bezeichneten Merkmalsanalyse wird in der Literatur die Q-Technik erwähnt und für Marktsegmentierungsfragestellungen vorgeschlagen[2].

In der Q-Analyse geht man statt von Merkmalskorrelationen von Korrelationen zwischen den Personen aus und damit werden statt übergeordneter Variablen sogenannte Personentypen gebildet. Ein Vergleich der beiden Techniken ist in der Abb. 5 wiedergegeben. Die R-Analyse ermittelt die grundlegenden Dimensionen und ordnet ihnen die Individuen aufgrund der Faktorenwerte zu. Die Q-Analyse bestimmt die grundlegenden Personentypen und ordnet ihnen die Variablen aufgrund der Faktorenwerte zu.

---

1 Vgl. zur Schätzung von Faktorenwerten Überla, K., Faktorenanalyse, a.a.O., S. 241 ff.

2 Vgl. Frank, R. E., Massy, W. F., Noise Reduction in Segmentation Research, Research Paper No. 26, Stanford University 1971, S. 36 ff.

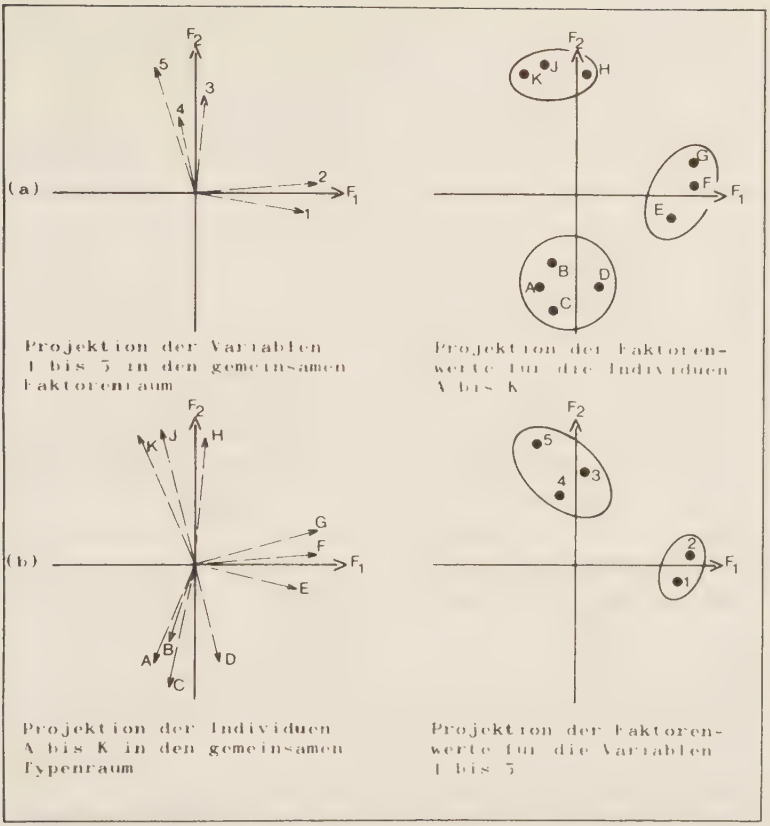

Abb. 5: Vergleich der R-Technik (a) mit der Q-Technik (b) der Faktorenanalyse

Da die Q-Analyse eine direkte Gruppierung ermöglicht, müßte sie bei denjenigen Problemen, in denen es nicht mehr um eine Variablengruppierung, sondern um die Bildung von Segmenten geht, dem anderen Verfahren vorzuziehen sein. Doch hat die Q-Analyse einige entscheidende Nachteile, die sie für praktische Fragestellungen der Marktsegmentierung als nicht geeignet erscheinen lassen. Abgesehen davon, daß die Verwendung des Korrelationskoeffizienten

für die Messung der Beziehungen zwischen Einheiten (hier Personen) nicht unproblematisch ist[1], führt insbesondere ein technischer Nachteil zur Ablehnung der Q-Faktorenanalyse für die Zwecke der Marktsegmentierung. Der Umfang des Personenkreises wirkt sich direkt auf Rechenzeit und Speicherbedarf aus, und damit ist die in eine Segmentierungsuntersuchung aufzunehmende Anzahl der Individuen stark eingegrenzt. Darüber hinaus muß die Anzahl der Variablen größer sein als die der Personen[2], um zu eindeutigen Ergebnissen zu kommen. In praktischen Marktsegmentierungsfragestellungen liegt genau der umgekehrte Fall vor. Schon aus diesem entscheidenden Grund wird hier eine R-Analyse durchzuführen sein. Eine Gruppierung der Versuchspersonen kann dann aufgrund der Faktorenwerte mit verschiedenen Klassifikationsverfahren erfolgen.

Seit den ersten Veröffentlichungen über die Anwendung der Faktorenanalyse in der Marktforschung[3] erlebte das Verfahren eine äußerst rasche Verbreitung. In den 60er Jahren fand es auf beinahe alle Fragestellungen der empirischen Marktforschung Anwendung, wurde dabei aller-

---

1 Vgl. Sneath, P. H. A. und Sokal, R. R., Numerical Taxonomy, San Francisco 1973, S. 137 ff.

2 Vgl. Guilford, J. P., Psychometric Methods, New York, London, Toronto 1954, S. 529.

3 Vgl. Ehrenberg, A. A., Factor Analysis in Marketing Research, British Market Research Bureau Ltd., Research Paper No. 1, 1959, zitiert in: Gatty, R., Main Problems of Multivariate Analysis for Market Segmentation, in: King, C. und Tigert, D. J. (Hrsg.), Attitude Research Reaches New Heights, Marketing Research Techniques No. 14, S. 133 - 142.

dings auch häufig falsch eingesetzt[1]. Heute gehört das Verfahren zum festen Instrumentarium des Marktforschers. Die Durchführung einer Analyse bereitet keine programmtechnischen Schwierigkeiten mehr, da in wohl allen mathematisch-statistischen Programmsammlungen ein leistungsfähiges Programm der Faktorenanalyse enthalten ist[2].

---

1 Vgl. Armstrong, J. S., Derivation of Theory by Means of Factor Analysis or Tom Swift and Electric Factor Analysis Machine, in: The American Statistician, Vol. 25, No. 5, Dez. 1967, S. 17 - 21, zitiert in: Gatty, R., Main Problems in ..., a.a.O., S. 140.

2 Vgl. Dixon, W. J. BMD (Biomedical Computer Programs), x-series, Berkeley 1972, S. 255 - 268.

Vgl. Nie, N. H., Hull, C. H. und Jenkins, J. G., Statistical Package for the Social Science, a.a.O., S. 468 - 514.

Vgl. IBM, Application Program, System/ 360 Scientific Subroutine Package (SSP), a.a.O.,.

Vgl. DRZ, Statistische Programme des Deutschen Rechenzentrums, Teil B: Einzelbeschreibungen, August 1969, S. 19 - 24 und 64 - 69.

3 Analyse komplexer Beziehungen zwischen Variablengruppen

3.1 Die Grenzen regressions- und faktoranalytischer Techniken

Die Möglichkeiten regressions- und korrelationsanalytischer Techniken zur Erklärung und Prognose des Marktgegeschehens sind in Kapitel 2 dargestellt worden. Durch eine Regressionsfunktion läßt sich die Beziehung zwischen einer abhängigen Variablen Y (Kriteriumsvariablen) und einer Reihe von unabhängigen Variablen X_j (Prediktorvariablen, $j=1,\ldots,n$) feststellen, und mit Hilfe von Korrelationskoeffizienten sind Aussagen über die Stärke dieser Zusammenhänge möglich.

Diese Problemstellung wird jetzt derart erweitert, daß mehrere Kriteriumsvariablen Y_i ($i=1,\ldots,m$) erklärt und prognostiziert werden sollen. Für jede dieser Variablen kann eine multiple Regressionsanalyse durchgeführt werden. Inwieweit ein solches Vorgehen angemessen ist, soll im folgenden anhand eines einfachen Beispiels gezeigt werden.

Für das Beispiel sei angenommen, eine bei Rauchern durchgeführte Untersuchung habe ergeben, daß zwischen der Höhe des Tabakwarenkonsums (Y) und den beiden sozio-ökonomischen Merkmalen Einkommen (X_1) und Alter (X_2) ein Zusammenhang bestehe. Eine Tabakwarenfabrik, die eine Zigarillo- und eine Zigarrenmarke herstellt, ist jetzt daran interessiert zu erfahren, inwieweit diese beiden Variablen Einkommen und Alter einen Einfluß einmal auf die Höhe des Zigarillokonsums und zum anderen auf die Höhe des Zigarrenkonsums haben. Die abhängige Variable Tabakwarenkonsum (Y) ist in die beiden Variablen Zigarillokonsum (Y_1) und Zigarrenkonsum (Y_2) aufgespalten worden. Es ist jetzt möglich, für jede dieser beiden Variablen eine multiple

Regressionsanalyse durchzuführen. Die beiden Regressionsfunktionen werden separat bestimmt, so daß eine Aufspaltung des Problems erfolgt und Zigarillo- und Zigarrenkonsum getrennt untersucht werden. Um die Frage beantworten zu können, in welchen Fällen ein solches Vorgehen sinnvoll ist, müssen zunächst die zwischen den Kriteriumsvariablen bestehenden Beziehungen näher untersucht werden.

Besteht zwischen dem Zigarillo- und dem Zigarrenkonsum eine vollständige positive Korrelation, dann ist jede weitere Analyse redundant, da zwischen den sozio-ökonomischen Merkmalen und der Konsumhöhe bei beiden Produkten dieselbe Beziehung vorliegen muß. Analoge Überlegungen gelten für den Fall einer vollständigen negativen Korrelation, nur daß hier die Regressionskoeffizienten bei den beiden Produkten verschiedene Vorzeichen besitzen.

Wird zwischen Zigarillo- und Zigarrenkonsum eine Korrelation von null beobachtet, dann gibt die Konsumhöhe des einen Produktes keinen Hinweis auf den Konsum des anderen Produktes. In diesem Fall wäre es daher notwendig, für jedes Produkt eine separate Regressionsanalyse durchzuführen.

Liegt zwischen dem Konsum der beiden Produkttypen eine Korrelation von beispielsweise 0,7 vor, so bedeutet dieses, daß ungefähr die Hälfte der Variation des Konsums eines Produkttyps aus dem Konsum des anderen Produkttyps erklärt werden kann, während zugleich beide Konsummaße

aufgrund eigener Komponenten getrennt variieren[1]. Auf das Beispiel übertragen könnte dieses heißen, das Einkommen bewirkt die gemeinsame Variation zwischen der Konsumhöhe von Zigarillo und Zigarren, während die Variable Alter große Bedeutung für die Unterschiede zwischen den beiden Produkttypen besitzt.

Da das Ergebnis einer Analyse also von dem Grad der zwischen den abhängigen Variablen bestehenden Interkorrelationen abhängt, ist eine Analyse dieser Beziehungen vorab durchzuführen. Getrennte multiple Regressionsanalysen für beide Kriteriumsvariablen sind nur dann angemessen, wenn zwischen ihnen Korrelationen nahe null zu beobachten sind, andernfalls führt dieses Vorgehen zu redundanten Informationen. Diese Überlegungen können auf den allgemeinen Fall mit $n > 2$ Kriteriumsvariablen übertragen werden.

In dem Fall, daß zwischen den Kriteriumsvariablen ausgeprägte Korrelationen vorliegen, bietet die Faktorenanalyse eine Möglichkeit der Datenreduktion, so daß Redundanz vermieden wird. In empirischen Untersuchungen wurde diese Methode unter anderem zur Analyse des Zahnpasta- und des Reinigungsmittelmarktes[2] sowie als Vorstudie zur Klassifikation von Zeitschriftenlesern[3] gewählt. Die Vorgehensweise sei kurz beschrieben.

---

1 Vgl. Frank, R. E., Massy, W. F. und Wind, Y., Market Segmentation, a.a.O., S. 157.

2 Vgl. Campbell, B. M., The Existence and Determinants of Evoked Set in Brand Choice Behavior, Dissertation 1968, zitiert in: Sheth, J. N. und Tigert, D. J., Factor Analysis in Marketing, Working Paper, Chicago 1969.

3 Vgl. Bass, F. M., Pessemier, E. A. und Tigert, D. J., A Taxonomy of Marketing Readership, Applied to Problems in Marketing Strategy and Media Selection, in: Journal of Business, Vol. 42, Juli 1969, S. 337 - 363.

Über die Kriteriumsvariablen, hier beispielsweise die von den befragten Personen verwendeten Geldbeträge für verschiedene Zeitschriften, wird eine Faktorenanalyse durchgeführt, bei der mehrere Faktoren extrahiert werden. Zeitschriften, die in einem Faktor eine hohe Ladung aufweisen, werden diesem zugeordnet. Es entstehen somit mehrere Zeitschriftengruppen, die jetzt in ihrer Beziehung zu den demographischen Variablen untersucht werden sollen. Hierzu werden als Maßgröße für den Zusammenhang zwischen Zeitschriftenkauf der Leser und den Faktoren die Faktorenwerte berechnet. Um die Beziehungen zwischen Lesegewohnheiten, ausgedrückt in Kauf einer bestimmten Zeitschrift, und den demographischen Merkmalen zu untersuchen, wird für jeden Faktor eine multiple Regressionsanalyse durchgeführt, wobei hier nicht die ursprünglichen Beobachtungswerte, sondern die Faktorenwerte der Leser als Werte eingehen. Da die Faktoren orthogonal zueinander sind, wird Redundanz vermieden. Den Gesamtzusammenhang zwischen Kauf von Zeitschriften und demographischen Variablen erhält man dann wiederum, indem die Ausgaben der Personen über alle Zeitschriften summiert werden, so daß nur noch eine Kriteriumsvariable, der Ausgabenbetrag für Zeitschriften, vorliegt. Mit Hilfe einer multiplen Regressionsfunktion wird versucht, eine lineare Beziehung zwischen demographischen Merkmalen der Personen und deren Ausgaben für Zeitschriften herzustellen.

Der Gesamtzusammenhang zwischen beiden Variablengruppen war in diesem Fall durch die Summierung relativ einfach herzustellen. Diese Möglichkeit ist nicht gegeben, wenn die Kriteriumsvariablen in verschiedenen Dimensionen gemessen wurden. Eine direkte Aggregation der Variablen über verschiedene Dimensionen (z. B. qm, km, Minuten, DM-Beträge) ist inhaltlich nicht mehr zu deuten.

Die Faktorenanalyse bietet hier eine Möglichkeit, indem die Kriteriumsvariablen auf einen Faktor reduziert werden, und dann mit den Faktorenwerten eine multiple Regressionsanalyse zwischen diesem Faktor und den Variablen einer anderen Variablengruppe durchgeführt wird.

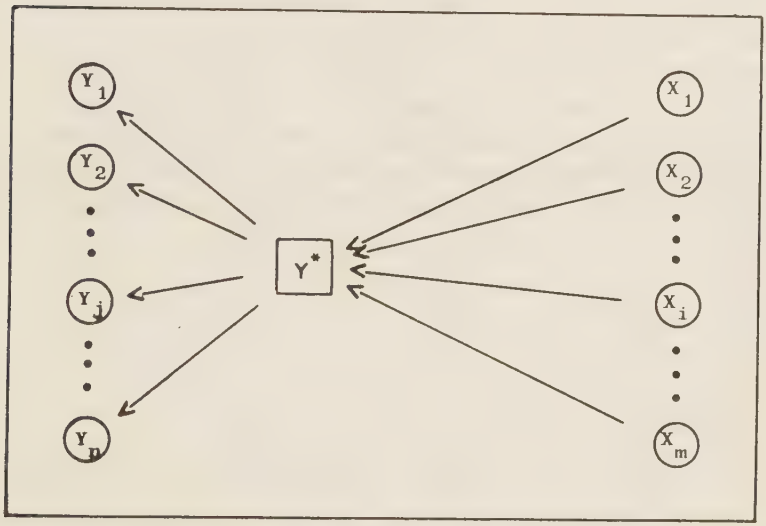

Abb. 6: Faktorenanalyse und multiple Regressionsanalyse zur Herstellung des Zusammenhanges zwischen zwei Variablengruppen

Die Zielsetzung "Aufdeckung eines möglichst hohen linearen Zusammenhanges zwischen zwei Variablengruppen" wird durch diese Vorgehensweise jedoch nur zum Teil verfolgt. Die Faktoren werden in der Weise extrahiert, daß eine maximale Varianzerklärung der Variablen erreicht wird, dann erst wird nach dem größten linearen Zusammenhang gefragt. Wenn aber die Fragestellung, Bestimmung des maximalen linearen Zusammenhanges zwischen zwei Variablengruppen, vorliegt, dann sollte dieses Kriterium bei der Ableitung auch volle Verwendung finden. Dieses Zielkriterium liegt der kanonischen Analyse zugrunde.

Noch in einem im Jahre 1970 erschienenen Aufsatz wurde von SHETH[1] festgestellt, diese Analysemethode sei dem Marktforscher unbekannt. In den letzten Jahren mehren sich jedoch die Beiträge über kanonische Korrelationsanalysen in der Marktforschungsliteratur. Dennoch finden sich Meinungen, das Verfahren finde in der Praxis kaum eine Anwendung, da die Fragestellung des Verfahrens nicht allzu häufig einer konkreten Problemstellung entspricht[2]. Inwieweit solchen Behauptungen zuzustimmen ist, soll im folgenden anhand eines einführenden Beispiels und anhand von ausgewählten Fragestellungen aus der Marktsegmentierung untersucht werden. Zuvor wird jedoch das Grundmodell der kanonischen Analyse dargestellt.

---

1 Vgl. Sheth, J. N., Multivariate Analysis in Marketing, in: Journal of Advertising Research, Febr. 1970, S. 37.

2 Vgl. Böcker, F., Multivariatenanalyse, in: Management Enzyklopädie, Bd. 7, München 1973, S. 618 - 631.

3.2 Das Grundmodell der kanonischen Analyse

Die kanonische Analyse (häufig auch als kanonische Korrelationsanalyse bezeichnet) kann als eine Erweiterung der multiplen Regressionsanalyse aufgefaßt werden. In der multiplen Regressionsanalyse wird eine abhängige Variable Y durch mehrere unabhängige Variablen X_j (j=1,...,n) erklärt[1]. Wird nun die Fragestellung erweitert, so daß mehrrere abhängige Variablen Y_i (i=1,...,m) durch die Variablen X_j erklärt werden sollen, so kann für jede Variable Y_i eine separate multiple Regressionsanalyse (vgl. Gleichung 2.2-1) durchgeführt werden. In Matrixschreibweise[2] ergibt sich.

$$
\begin{aligned}
y_1 &= X\, a_1 + u_1 \\
&\vdots \\
y_i &= X\, a_i + u_i \\
&\vdots \\
y_m &= X\, a_m + u_m
\end{aligned}
$$

in der

- y_i die Beobachtungswerte der abhängigen Variablen Y_i,
- a_i die Regressionskoeffizienten der Regressionsfunktion zur Erklärung der abhängigen Variablen Y_i und
- u_i die Restwerte der Regressionsfunktion zur Erklärung der abhängigen Variablen Y_i enthält.

---

1 Vgl. zur multiplen Regressionsanalyse Abschnitt 2.2 .

2 Zur Matrixschreibweise vgl. Fußnote auf S. 26.

Die m Regressionsgleichungen (i=1,...,m) stehen hier isoliert nebeneinander. Ob und gegebenenfalls welche Beziehungen zwischen ihnen bestehen, bleibt offen. Diese zusätzliche Fragestellung kann jedoch mit Hilfe der kanonischen Analyse beantwortet werden.

Wie bei den oben erwähnten m Regressionsgleichungen wird von p Beobachtungswerten für die Variablen X_j (j=1,...,n) und Y_i (i=1,...,m) ausgegangen. Die Zielsetzung der kanonischen Analyse liegt jetzt in der Bestimmung des maximalen linearen Zusammenhanges zwischen den beiden Variablengruppen. Um diese komplexen Beziehungen bestimmen zu können, ist im Gegensatz zur Regressionsanalyse zunächst eine Reduzierung der Variablen X_j (j=1,...,n) und der Variablen Y_i (i=1,...,m) zu jeweils einer übergeordneten Variablen notwendig.

Vorab müssen die Beobachtungswerte der Variablen Y_i ebenfalls in Form einer Matrix zusammengefaßt werden. Man erhält dann als Ausgangspunkt der kanonischen Analyse die beiden Matrizen der Beobachtungswerte

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{k1} & \cdots & x_{kj} & \cdots & x_{kn} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{p1} & \cdots & x_{pj} & \cdots & x_{pn} \end{pmatrix} \text{ und } \mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_{11} & \cdots & y_{1i} & \cdots & y_{1m} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ y_{k1} & \cdots & y_{ki} & \cdots & y_{km} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ y_{p1} & \cdots & y_{pi} & \cdots & y_{pm} \end{pmatrix}.$$

In der kanonischen Analyse wird jetzt versucht, aus den ursprünglichen Variablen X_j und Y_i durch jeweils eine Linearkombination übergeordnete Variablen X^* und Y^* zu finden. Diese werden auch als "kanonische Variablen" bezeichnet. Ihre Ausprägungen, die kanonischen Werte, sind in den Vektoren $\mathbf{x}^*$ und $\mathbf{y}^*$ zusammengefaßt:

$$\mathbf{x}^* = \begin{pmatrix} x_1' \\ \vdots \\ x_k' \\ \vdots \\ x_p' \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad \mathbf{y}^* = \begin{pmatrix} y_1^* \\ \vdots \\ y_k^* \\ \vdots \\ y_p^* \end{pmatrix} .$$

Die Berechnung dieser kanonischen Werte erfolgt über die beiden Gleichungen[1]

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{X}\ \mathbf{b} \qquad (3.2\text{-}1)$$

$$\mathbf{y}^* = \mathbf{Y}\ \mathbf{c} \qquad (3.2\text{-}2)$$

Ausführlich dargestellt ergibt sich:

---

1 In den beiden Linearkombinationen sind die Vektoren der Residualwerte nicht enthalten, da es sich hierbei lediglich um definitorische Gleichungen handelt.

$$\begin{pmatrix} x_1^* \\ \vdots \\ x_k^* \\ \vdots \\ x_p^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} \cdots x_{1j} \cdots x_{1n} \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ x_{k1} \cdots x_{kj} \cdots x_{kn} \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ x_{p1} \cdots x_{pj} \cdots x_{pn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_j \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} y_1^* \\ \vdots \\ y_k^* \\ \vdots \\ y_p^* \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_{11} \cdots y_{1i} \cdots y_{1m} \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ y_{k1} \cdots y_{ki} \cdots y_{km} \\ \vdots \quad \vdots \quad \vdots \\ y_{p1} \cdots y_{pi} \cdots y_{pm} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} c_1 \\ \vdots \\ c_i \\ \vdots \\ c_m \end{pmatrix}$$

Damit sind die beiden Linearkombinationen formal bestimmt. Die Frage ist nur, welche numerischen Werte für die Koeffizienten b_j und c_i einzusetzen sind. Entsprechend der Zielsetzung der kanonischen Analyse, Bestimmung des maximalen linearen Zusammenhanges zwischen zwei Variablenreihen, müssen die Koeffizienten b_j und c_i in der Weise bestimmt werden, daß die beiden Linearkombinationen (vgl. Formel 3.2-1 und 3.2-2) maximal miteinander korrelieren. Die zu maximierende Zielfunktion ist daher die Formel für den Produktmoment-Korrelationskoeffizienten:

$$r_{X^*Y^*} = \frac{\sum_{k=1}^{p} (x_k^* - \bar{x}^*)(y_k^* - \bar{y}^*)}{p\sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{p} (x_k^* - \bar{x}^*)^2}{p}} \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^{p} (y_k^* - \bar{y}^*)^2}{p}}} \longrightarrow \text{Max!} \qquad (3.2\text{-}3)$$

wobei $\bar{x}^* = \frac{\Sigma x_k^*}{p}$, $\bar{y}^* = \frac{\Sigma y_k^*}{p}$,

$x_k^* = b_1 x_{k1} + \ldots + b_j x_{kj} + \ldots + b_n x_{kn}$ und

$y_k^* = c_1 y_{k1} + \ldots + c_i y_{ki} + \ldots + c_m y_{km}$ sind.

Die Koeffizienten b_j und c_i sind also so zu bestimmen, daß der Korrelationskoeffizient zwischen X^* und Y^* maximiert wird[1].

Diese Korrelation zwischen den beiden übergeordneten Variablen wird als kanonische Korrelation bezeichnet. Sie gibt an, welche linearen Beziehungen zwischen den beiden Variablenreihen (X_j und Y_i) insgesamt bestehen. Da die kanonische Korrelation sich jedoch lediglich auf die beiden Linearkombinationen bezieht, spiegelt sie nicht direkt die Beziehungen zwischen den beiden Variablengruppen wider[2]. Um eine sinnvolle Interpretation vornehmen zu können, müssen die einzelnen Beziehungen zwischen den beobachteten Variablen X_j und Y_i und den kanonischen Variablen X^* und Y^* in Form von Korrelationskoeffizienten wiedergegeben werden:

---

1 Die Berechnung der Koeffizienten b_j und c_i erfolgt über die Bestimmung der Eigenwerte der Korrelationsmatrix, die die einfachen Korrelationskoeffizienten zwischen den Variablen X_j und Y_i enthält.

Vgl. Green, R. E., Halbert, M. H. und Robinson, P. J., Canonical Analysis: An Exposition and Illustrative Application, in: Journal of Marketing Research, Vol. III, Febr. 1966, S. 38.

Zum Eigenwertproblem vgl. die Literaturangaben in Abschnitt 2.4 .

2 Vgl. Alpert, M. I. und Peterson, R. A., On the Interpretation of Canonical Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, 1972, S. 189 f.

beobachtete Variablen	kanonische Variablen	
	X^*	Y^*
X_1	$r_{X_1X^*}$	$r_{X_1Y^*}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
X_j	$r_{X_jX^*}$	$r_{X_jY^*}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
X_n	$r_{X_nX^*}$	$r_{X_nY^*}$
Y_1	$r_{Y_1X^*}$	$r_{Y_1Y^*}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
Y_i	$r_{Y_iX^*}$	$r_{Y_iY^*}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
Y_m	$r_{Y_mX^*}$	$r_{Y_mY^*}$

Tab. 3: Korrelationskoeffizienten zwischen den beobachteten Variablen und den kanonischen Variablen

Die Tabelle der Korrelationskoeffizienten kann als Korrelationsmatrix $\mathbf{R}$, die vier Teilmatrizen[1] enthält, dargestellt werden:

$$\mathbf{R} = \left(\begin{array}{c|c} S_X & Rd_X \\ \hline Rd_Y & S_Y \end{array}\right)$$

1 Wird aus jeder Variablengruppe jeweils nur eine kanonische Variable bestimmt, wie in diesem Fall, ergeben sich strenggenommen Spaltenvektoren als Teilmatrizen.

Die Teilmatrix S_X (S_Y) enthält die Korrelationen zwischen den X_j-Variablen (Y_i-Variablen) und der kanonischen Variablen X^* (Y^*). Sie wird Strukturmatrix genannt und ist dem Faktorenmuster der Faktorenanalyse vergleichbar. Die Teilmatrix Rd_X (Rd_Y) enthält die Korrelationen der X_j-Variablen (Y_i-Variablen) mit der kanonischen Variablen der Gegengruppe Y^* (X^*). Sie wird Redundanzmatrix genannt und gibt die zwischen den beiden Variablengruppen bestehenden Interdependenzen wieder[1]. Das Quadrat der Korrelationskoeffizienten (das Bestimmtheitsmaß) gibt den durch die jeweilige kanonische Variable erklärbaren Anteil an der Varianz der beobachteten Variablen wieder. Mit Hilfe dieser Werte kann in empirischen Studien eine Interpretation durchgeführt werden.

Als Aufgabenstellung der kanonischen Korrelationsanalyse wurde die Aufdeckung der Beziehungen zwischen zwei Variablengruppen formuliert. Diese Beziehungen sind in den Redundanzmatrizen wiedergegeben. Eine Interpretation der Strukturmatrix hinsichtlich des erklärbaren Varianzanteils innerhalb einer Variablengruppe wird vom Verfasser nicht für notwendig gehalten[2], weil die Strukturmatri-

---

1 Vgl. Gaensslen, H. und Schubö, W., Einfache und komplexe statistische Analyse - Eine Darstellung der multivariaten Verfahren für Sozialwissenschaftler und Mediziner, München 1976, S. 180 ff.

2 Im Gegensatz hierzu vertreten Gaensslen und Schubö die Auffassung, aus der Strukturmatrix ließen sich "erste wesentliche Informationen zu einer detaillierten Interpretation der Ergebnisse einer kanonischen Korrelation" entnehmen. Vgl. Gaensslen, H. und Schubö, W., Einfache und komplexe statistische Analyse, a.a.O., S. 182.

zen lediglich eine isolierte Betrachtung der Variablenreihen erlauben, und weil hierzu das Zielkriterium lauten müßte: Maximierung der erklärbaren Varianz einer Variablengruppe. Diese Aufgabe stellt sich jedoch die Faktorenanalyse. Dem Zielkriterium der kanonischen Korrelationsanalyse entsprechend, Bestimmung des maximalen linearen Zusammenhanges zwischen zwei Variablenreihen, hat eine Interpretation allein aufgrund des kreuzweisen Zusammenhanges zu erfolgen.

In der bisherigen Darstellung wurde für jeweils eine Variablengruppe nur eine Linearkombination bestimmt. Das sich daraus ergebende kanonische Variablenpaar kann in der Regel jedoch nur einen gewissen Teil der Variation zwischen beiden Variablengruppen erklären, so daß die Ableitung weiterer Linearkombinationen sinnvoll erscheinen mag[1]. Es können weitere kanonische Variablenpaare gebildet werden, die in orthogonaler Beziehung zueinander stehen. Aus dem Kriterium zur Ableitung der kanonischen Variablen ergibt sich unmittelbar, daß die kanonischen Korrelationen weiterer Linearkombinationen nicht zunehmen können[2]:

$$r_{X^*_1 Y^*_1} \geq r_{X^*_2 Y^*_2} \geq \cdots \geq r_{X^*_n Y^*_n} \quad (\text{bzw. } r_{X^*_m Y^*_m}) \quad .$$

---

1 Vgl. Gaensslen, H. und Schubö, W., Einfache und komplexe statistische Analyse, a.a.O., S. 168 f.

2 Vgl. Marriott, F. H. C., The Interpretation of Multiple Observations, London, New York, San Francisco 1974, S. 26.

Die maximale Anzahl kanonischer Variablenpaare wird durch die Anzahl der Variablen der kleineren Variablengruppe determiniert.

Um in empirischen Untersuchungen die kanonische Korrelationsanalyse sinnvoll einsetzen zu können, sind bestimmte Anforderungen an das Datenmaterial zu stellen[1]. Eine grundlegende Forderung ist das zumindest intervallskalierte Datenniveau und das Vorhandensein linearer Beziehungen zwischen den Variablen.

---

1 Vgl. Hope, K., Methods of Multivariate Analysis, New York 1969, S. 113.

Vgl. Green, P. E. und Tull, D. S., Research for Marketing Decisions, 2. Aufl., Englewood Cliffs (New Jersey) 1970, S. 378.

3.3 Anwendung der kanonischen Analyse für die Aufdeckung der Beziehungen zwischen Variablengruppen

Als eine Technik, die zusammengesetzte Abhängigkeiten zwischen zwei oder mehreren Variablenreihen[1] untersucht, verfolgt die kanonische Korrelationsanalyse im einzelnen folgende Zwecke:

(1) Bestimmung des maximalen linearen Zusammenhanges zwischen den Variablenreihen und

(2) Ermittlung des Beitrages der einzelnen Variablen am Zustandekommen des Zusammenhanges[2].

Das Hauptproblem der Marktsegmentierung liegt in der Aufdeckung relevanter Merkmale, nach denen sich Verbraucher unterscheiden lassen. Den multiplen Einstellungs- und Persönlichkeitsstrukturen stehen eine Vielzahl von Verhaltensvariablen gegenüber, so daß sich die Fragestellung geradezu anbietet: Welchen Zusammenhang gibt es zwischen den Einstellungs- und Persönlichkeitsstrukturen auf der einen und den Verhaltensstrukturen auf der anderen Seite?

---

1 Eine theoretische Weiterentwicklung für mehr als zwei Variablenreihen ist von HORST versucht worden. Wegen der sehr anspruchsvollen Methodik stehen empirische Ergebnisse jedoch noch aus.

Vgl. Horst, P., Relations Between m Sets of Measures, in: Psychometrika, Vol. 26, 1961, S. 129 - 133.

2 Vgl. Green, P. E., Halbert, M. H. und Robinson, P. J., Canonical Analysis ..., a.a.O., S. 33.

Green, P. E., Tull, D. S., Research for Marketing Decision, a.a.O., S. 377 f.

Untersuchungen der 60er Jahre über Persönlichkeitsmerkmale und ihren Einfluß auf das Konsumentenverhalten verwandten fast ausschließlich Verfahren der Regressions- und Korrelationsanalyse. Es konnten jedoch kaum signifikante Beziehungen aufgedeckt werden[1]. Als Beispiel sei eine von SPARKS und TUCKER durchgeführte Serie von Korrelationsanalysen zwischen 17 Produkten und mehreren in 8 Gruppen zusammengefaßten Persönlichkeitsmerkmalen genannt[2]. Von den 136 aufgestellten Beziehungen ergaben sich nur 9, die mehr als 4 % Varianz erklären konnten. Die Ergebnisse der kanonischen Analyse konnten dagegen allein durch die erste Linearkombination nicht selten gemeinsame Varianzanteile von über 60 % aufweisen, so daß manchmal behauptet wurde, dieses Verfahren sei in der Lage, bisher nicht erkennbare grundlegende Beziehungen aufzudecken[3].

Um die Möglichkeiten der kanonischen Analyse zur Erklärung der Marktzusammenhänge zu verdeutlichen, soll im folgenden anhand eines stark vereinfachten Beispiels deren Vorgehensweise dargestellt werden. Hierzu wird auf die in Abschnitt 3.2 erarbeiteten Beziehungen zurückgegriffen[4].

---

1 Vgl. Alpert, M. I., Personality and the Determinants of Product Choice, a.a.O., S. 89 - 92.

2 Vgl. Sparks, D. L. und Tucker, W. T., A Multivariate Analysis of Personality and Product Use, a.a.O, S. 67 - 70.

3 Vgl. Lambert, Z. V. und Durand, R. M., Some Precautions in Using Canonical Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. XII, Nov. 1975, S. 468 - 475.

4 Die Berechnungen wurden mit einem modifizierten Programm des SSP-Programmpaketes durchgeführt.
Vgl. IBM, Application Program, System/360, SSP, a.a.O.

An p = 5 Personen wurden die beiden sozio-ökonomischen Merkmale "monatliches Einkommen in DM" und "Alter in Jahren" und die beiden beim Kauf eines Personenkraftwagens beobachteten Verhaltensvariablen "Länge der Entscheidungszeit in Stunden (gemessen vom Betreten des Geschäftes bis zur Unterzeichnung des Kaufvertrages)" und "Kaufpreis in DM" gemessen. Die erhobenen Daten sind in der Tabelle 4 wiedergegeben.

Person	Sozio-ökonomische Variable		Verhaltensvariable	
k	monatliches Einkommen in DM	Alter in Jahren	Entscheidungszeit in Stunden	Kaufpreis in DM
1	2615	53,4	3,00	12 920
2	2410	61,8	2,50	15 800
3	2000	36,6	2,00	8 540
4	1795	53,4	1,00	8 540
5	1180	19,8	1,50	4 200
Mittelwert	2000	45,0	2,00	10 000
Standardabweichung	502	15,0	0,71	4 000

Tab. 4: Matrix der Beobachtungswerte zur kanonischen Analyse

Die Berechnungen werden entschieden vereinfacht, wenn die Beobachtungswerte spaltenweise standardisiert werden, so daß sich für jede Variable ein Mittelwert von null und eine Varianz von eins ergibt. Diese standardisierten Werte sind in der folgenden Tabelle wiedergegeben:

Person k	Sozio-ökonomische Variable		Verhaltensvariable	
	Einkommen X_1	Alter X_2	Entscheidungszeit Y_1	Preis Y_2
1	1,23	0,56	1,41	0,73
2	0,82	1,12	0,70	1,45
3	0,00	-0,56	0,00	-0,36
4	-0,41	0,56	-1,41	-0,36
5	-1,64	-1,68	-0,70	-1,45
Mittelwert	$\bar{x}_1 = 0$	$\bar{x}_2 = 0$	$\bar{y}_1 = 0$	$\bar{y}_2 = 0$
Varianz	$s^2_{x_1} = 1$	$s^2_{x_2} = 1$	$s^2_{y_1} = 1$	$s^2_{y_2} = 1$

Tab. 5: Standardisierte Datenmatrix zur kanonischen Analyse

Um den Gesamtzusammenhang zwischen den sozio-ökonomischen Variablen und den Verhaltensvariablen zu bestimmen, werden für die Variablengruppen die in Abschnitt 3.2 angegebenen Linearkombinationen berechnet. Als Gewichtsvektoren, die für dieses Beispiel den größten Korrelationskoeffizienten zwischen den beiden Linearkombinationen erbringen, erhält man:

$$b = \begin{pmatrix} -0{,}7707 \\ 1{,}5300 \end{pmatrix} \quad \text{und} \quad c = \begin{pmatrix} -1{,}0330 \\ 1{,}3900 \end{pmatrix} .$$

Die kanonischen Werte der 5 Personen ergeben sich dann aus den beiden folgenden Gleichungssystemen:

$$\mathbf{x}^* = \mathbf{X}\,\mathbf{b}$$

$$\begin{pmatrix} -0{,}090 \\ 1{,}082 \\ -0{,}856 \\ 1{,}172 \\ -1{,}306 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1{,}23 & 0{,}56 \\ 0{,}82 & 1{,}12 \\ 0{,}00 & -0{,}56 \\ -0{,}41 & 0{,}56 \\ -1{,}64 & -1{,}68 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -0{,}7707 \\ 1{,}5300 \end{pmatrix},$$

$$\mathbf{y}^* = \mathbf{Y}\,\mathbf{c}$$

$$\begin{pmatrix} -0{,}441 \\ 1{,}292 \\ -0{,}510 \\ 0{,}957 \\ -1{,}292 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1{,}41 & 0{,}73 \\ 0{,}70 & 1{,}45 \\ 0{,}00 & -0{,}36 \\ -1{,}41 & -0{,}36 \\ -0{,}70 & -1{,}45 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -1{,}033 \\ 1{,}390 \end{pmatrix}.$$

Die Matrix $\mathbf{X}$ ($\mathbf{Y}$) enthält die standardisierten Werte der 5 Personen in den beiden Variablen X_1 und X_2 (bzw. Y_1 und Y_2), der Vektor $\mathbf{b}$ ($\mathbf{c}$) die Gewichte für die beiden Variablen X_1 und X_2 (bzw. Y_1 und Y_2) und $\mathbf{x}^*$ ($\mathbf{y}^*$) die kanonischen Werte der 5 Personen der kanonischen Variablen X^* (bzw. Y^*).

Die kanonische Korrelation[1] $r_{X^*Y^*}$ beträgt 0,965. Dieser Wert deutet auf starke Beziehungen zwischen den sozio-

---

1 Da standardisierte Werte vorliegen, kann die Formel (3.2-3) auch zu

$$r_{X^*Y^*} = \frac{\sum_{k=1}^{p} x_k^* \, y_k^*}{\sqrt{\sum_{k=1}^{p} x_k^{*2} \sum_{k=1}^{p} y_k^{*2}}} \longrightarrow \text{Max !}$$

vereinfacht werden. Diese vereinfachte Form lag der Berechnung zugrunde.

ökonomischen Merkmalen und dem Kaufverhalten hin. Um jedoch eine sinnvolle Interpretation vornehmen zu können, müssen die einzelnen Korrelationskoeffizienten zwischen den beobachteten Variablen und den beiden kanonischen Variablen bestimmt werden:

beobachtete Variable	kanonische Variable			
	X^*		Y^*	
X_1	0,486	(0,236)	0,469	[(0,220)] [1]
X_2	0,897	(0,805)	0,866	[(0,750)]
Y_1	-0,019	≈(0,000)	-0,020	≈(0,000)
Y_2	0,657	(0,432)	0,681	(0,464)

Tabelle 6: Korrelationskoeffizienten und Bestimmtheitsmaße (in Klammern) zwischen den beobachteten Variablen und den kanonischen Variablen

Die Beziehungen zwischen den beobachteten Variablen und den beiden kanonischen Variablen sind in dem folgenden Diagramm in Form der Bestimmtheitsmaße enthalten:

---

1 Die beiden Werte in der eckigen Klammer werden in der weiteren Darstellung näher erläutert.

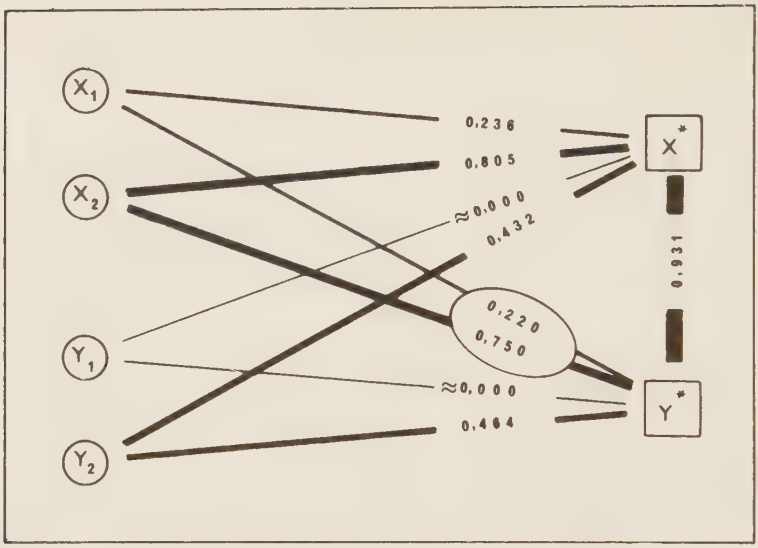

Abb. 7: Diagramm der Beziehungen (Bestimmtheitsmaße) zwischen den beobachteten Variablen und den kanonischen Variablen

Für das Beispiel beträgt die aus den sozio-ökonomischen Variablen (X_j) erklärbare Varianz der Verhaltensvariablen (Y_i) 48,5 %. Dieser Wert berechnet sich wie folgt: Von der Gesamtvarianz der beiden standardisierten Variablen X_1 und X_2 in Höhe von 2,0 können 0,22 und 0,75 erklärt werden (vgl. Tab.6 und Abb. 7). Der erklärbare Anteil beträgt damit 48,5 %.

Für dieses kleine Zahlenbeispiel seien die Zusammenhänge durch die graphische Darstellung der Abb. 8 illustriert. Die standardisierten Werte der 5 Personen im Merkmalsraum der sozio-ökonomischen Variablen X_j und der Kauf-

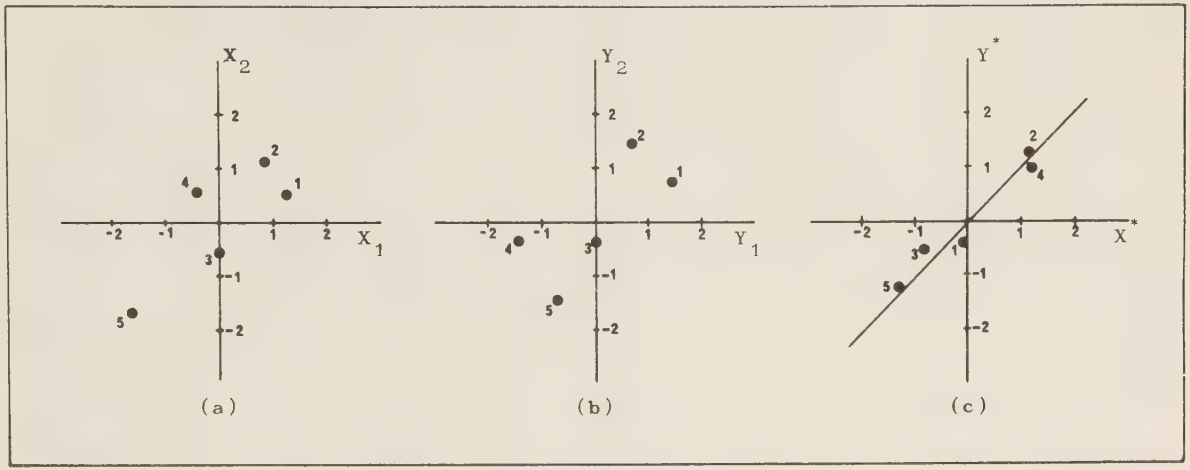

Abbildung 8: Darstellung der 5 Personen im Merkmalsraum der sozio-ökonomischen Variablen (a), der Kaufverhaltensvariablen (b) sowie im kanonischen Raum (c)

verhaltensvariablen Y_i sind in Abb. 8 (a) bzw. 8 (b) gegeben. Es zeigt sich, daß zwischen beiden Schaubildern gewisse Übereinstimmungen vorliegen. In Abb. 8 (c) sind die kanonischen Werte der 5 Personen eingezeichnet. Die Stärke der Übereinstimmung zeigt der kanonische Korrelationskoeffizient an. Da von standardisierten Variablen ausgegangen wurde, verläuft die Regressionsgerade durch den Koordinatenursprung. Ihre Steigung ist gleich dem kanonischen Korrelationskoeffizienten, da

$R_{XY} = b_{XY} \frac{\sigma_Y}{\sigma_X}$ gilt[1]. Es ergibt sich folgender Zusammenhang zwischen den beiden Variablengruppen:

$$Y^* = 0{,}965\ X^* .$$

Als Anwendungsbeispiel dieser Analysemethode sei hier eine Untersuchung aufgeführt, in der die Bedeutung sozio-ökonomischer Merkmale für die Segmentierung des Häusermarktes analysiert wurde[2]. Eine bei 825 neuen Hausbesitzern durchgeführte Befragung sollte Aufschluß darüber geben, welche Beziehungen zwischen sozio-ökonomischen Variablen und drei weiteren den Haushalt betreffende Variablengruppen, bestehen. Die Liste der sozio-ökonomischen Variablen umfaßte 21 Variablen, vor allem über Einkommensverhältnisse, Beruf, Familiengröße und über die bisherige Wohnung. Eine weitere Variablenliste betraf Merkmale über das Informations- und Planungsverhalten der Familie und umfaßte 16 Variablen. Die dritte Liste mit 22 Variablen betraf Merkmale des gekauften Hauses mit Variablen wie Lage, Größe und Hausstil. Die vierte Variablenreihe sollte mit 8 Variablen die Zufriedenheit mit dem Kaufentscheid abdecken.

---

1 Vgl. Green, P. E., Halbert, M. H. und Robinson, P. J., Canonical Analysis ..., a.a.O., S. 32 - 39.

2 Vgl. Hansz, J., Socio-Economic Characteristics als Criteria for Market Segmentation in a New-Home Market: A Multivariate Approach, Dissertation, University of Cincinnati 1971.

Über die Beziehungen zwischen den vier Variablengruppen wurden 3 Hypothesen aufgestellt[1]:

(1) Zwischen den Merkmalen Informationsbeschaffung und Planungsablauf und den sozio-ökonomischen Merkmalen der Familie bestehen signifikante Zusammenhänge,

(2) zwischen den Charakteristiken des gekauften Hauses und den sozio-ökonomischen Merkmalen der Familie bestehen signifikante Zusammenhänge, und

(3) zwischen der späteren Einstellung zum Kaufentscheid und den sozio-ökonomischen Merkmalen der Familie bestehen signifikante Zusammenhänge.

Sollten diese Beziehungen nachgewiesen werden, so könnten sozio-ökonomische Merkmale als bedeutende Kriterien zur Segmentierung des Häusermarktes verwendet werden. Eine Gruppierung der Käufer nach diesen Kriterien ermöglichte eine genauere Einordnung der in Frage komden Objekte. Weiterhin könnte über die Beziehung zwischen den Kriterien und dem Informationsverhalten eine effiziente Informationspolitik betrieben werden, und über die Kenntnis der Beziehungen zwischen den Kriterien und der späteren Einstellung zum Kaufentscheid wäre eine Einflußnahme auf die kognitiven Dissonanzen (Spannungen und Unsicherheit nach dem Kaufentscheid)[2] möglich.

---

1 Vgl. Hansz, J., Socio-Economic Characteristics as ..., a.a.O., S. 30 f.

2 Vgl. Meffert,H., Marketing - Einführung in die Absatzpolitik, a.a.O., S. 127 f.

Die drei Hypothesen wurden mit Hilfe der kanonischen Analyse getestet, indem die statistisch signifikanten Beziehungen bestimmt und diese anhand der starken Koeffizienten gedeutet wurden.

Eine Überprüfung der ersten Hypothese aufgrund der einfachen Korrelationskoeffizienten ergab kaum einen Hinweis auf stärkere Beziehungen zwischen den Variablen der beiden Gruppen. Mit der kanonischen Analyse wurden 4 signifikante Linearkombinationen zwischen den beiden Variablenreihen aufgedeckt. Die kanonischen Korrelationskoeffizienten dieser vier Beziehungen betrugen 0,641; 0,489; 0,466 und 0,366. Die erste Linearkombination erklärte damit allein 41 % ($0,641^2$) der Varianz des Informations- und Planungsverhaltens aus den sozio-ökonomischen Variablen[1]. Für die weiteren Beziehungen konnten 24 %, 21 % und 13 % bestimmt werden. Die Aufsummierung dieser vier erklärbaren Varianzanteile ergab dann 99 %. Wie es scheint, kann also mit nur vier Linearkombinationen fast die gesamte Variation der Gegengruppe erklärt werden.

Der Test der zweiten Hypothese lieferte 5 statistisch signifikante Linearkombinationen zwischen den sozio-ökonomischen Variablen und den Eigenschaften der gekauften Häuser. Mit einem kanonischen Korrelationskoeffizienten von 0,793 konnte allein die erste Linearkombination 63 % der Variation der Hauseigenschaften durch die sozio-ökonomischen Merkmale erklären. Diese erste kanonische Beziehung wurde näher interpretiert.

---

1 Vgl. Hansz, J., Socio-Economic Characteristics as..., a.a.O., S. 113.

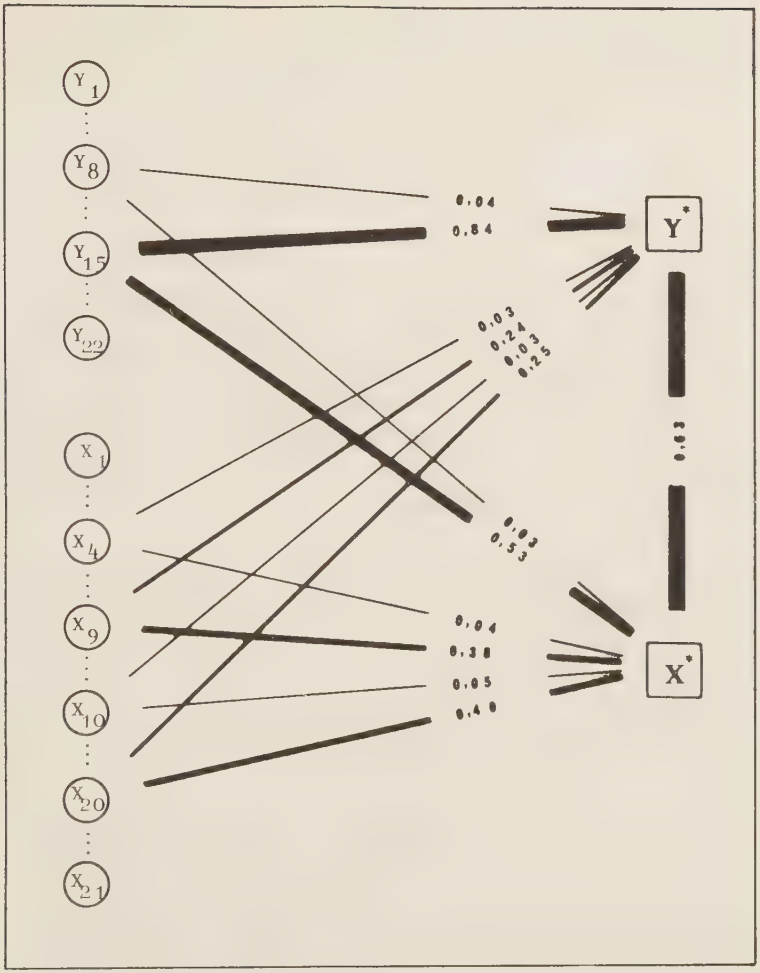

Abb. 9: Diagramm zur kanonischen Analyse der beiden Variablengruppen sozio-ökonomischer Merkmale (X) und Charakteristiken der gekauften Häuser (Y)

Den größten Anteil am Zustandekommen dieses Zusammenhanges besitzen bei den sozio-ökonomischen Merkmalen die Variablen X_4 (Anzahl der im Hause lebenden Kinder), X_9 (das Familieneinkommen) und X_{10} (der Wert der früheren Wohnung) und bei den Merkmalen des gekauften Hauses die Variablen X_8 (Anzahl der Räume) und Y_{15} (der Kaufpreis). Nicht gerade unerwartet dominiert auf der einen Seite der Kaufpreis und auf der anderen das Familieneinkommen sowie die Ersparnisse. Zwischen diesen Variablen ergaben sich auch die stärksten einfachen Korrelationskoeffizienten. Die anderen vier Linearkombinationen wurden weder interpretiert noch der erklärbare Varianzanteil angegeben. Werden diese wie im Falle der ersten Beziehung errechnet, ergeben sich die nachstehenden Werte: 28 %, 25 %, 16 % und 13 %. Addiert man die einzelnen erklärbaren Varianzanteile, erhält man einen Wert von 145 %. Insgesamt könnten damit die fünf Linearkombinationen 145 % der Variation der Variablen der Gegengruppe erklären. Dieses kann jedoch nicht möglich sein. Es muß eine Fehlinterpretation vorliegen.

Der Test der dritten Hypothese ergab zwei statistisch signifikante lineare Beziehungen mit einem Erklärungsanteil von 25,2 % und 14,1 %.

Aufgrund der starken Erklärungsanteile der ersten kanonischen Beziehungen wurden die Leistungen der kanonischen Analyse von HANSZ hervorgehoben und diese Analysemethode traditionellen Methoden weit vorangestellt[1]. Die Berechnung der Ergebnisse konnte vom Verfasser leider nicht nachvollzogen werden, da hierfür nicht alle Daten angegeben waren. Doch scheint hier eine Überinterpretation der Ergebnisse vorzuliegen. Zum Vergleich sei hier auf das zu

---

1 Vgl. Hansz, J., Socio-Economic Characteristics as..., a.a.O., S. 162 ff und 170.

Beginn dieses Abschnittes dargestellte hypothetische Beispiel verwiesen. Die kanonische Korrelation der ersten kanonischen Beziehung betrug 0,965. Entsprechend der von HANSZ durchgeführten Interpretation könnten damit 93,1 % ($0{,}965^2 = 0{,}931$) der Werte der Verhaltensvariablen aus den sozio-ökonomischen Merkmalen erklärt werden. Wie allerdings berechnet wurde, betrug der erklärbare Varianzanteil nur 48,5 %.

Der Nutzen der kanonischen Analyse wurde vielfach wegen der scheinbar sehr hohen Erklärungsmöglichkeiten überschätzt, und damit unterlagen die Interpretationen oftmals gewissen Phantasievorstellungen[1]. Obgleich die kanonischen Korrelationskoeffizienten nicht direkt interpretierbar sind, wurden sie häufig wie in der Regressions- und Korrelationsanalyse üblich gehandhabt.

Es kann nachgewiesen werden, daß die kanonischen Korrelationskoeffizienten große Werte annehmen können, ohne daß die Variablenreihen große gemeinsame Varianzanteile besitzen[2]. Der durch die Linearkombination erklärbare Varianzanteil sollte deshalb durch einen Redundanzindex wiedergegeben werden, wie ihn ALPERT und PETERSON[3] vor-

---

1 Vgl. Lambert, Z. V. und Durand, R. M., Some Precautions of Using Canonical Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. XII, Nov. 1975, S. 468.

2 Vgl. Wood, D. A., Toward the Interpretation of Canonical Dimensions, Multivariate Behavioral Research, 7. Okt. 1972, S. 477 - 482.

3 Vgl. Alpert, M. I. und Peterson, R. A., On the Interpretation of Canonical Analysis, a.a.O., S. 187 ff.
Die Berechnung des Varianzanteils des hypothetischen Beispiels entspricht dem hier genannten Redundanzindex.

schlagen. In einer von SPARKS und TUCKER[1] durchgeführten Untersuchung über den Einfluß von Persönlichkeitsmerkmalen hinsichtlich der Verwendung von 17 ausgewählten Produkten wurden signifikante Beziehungen zwischen den Variablengruppen gefunden, obgleich die einfachen Korrelationen zwischen den Variablen der beiden Gruppen nicht ausgeprägt waren. Durch die erste kanonische Beziehung konnte allein 37 % der Variation bei der Produktverwendung erklärt werden. Daß dieser hohe Erklärungswert als ein Artefakt der analytischen Prozedur und nicht als ein Indikator für strenge Beziehungen zwischen den Variablenreihen gilt, versuchten LAMBERT und DURANT[2] nachzuweisen. Mit Hilfe des Redundanzindex errechneten sie für die von ihnen nachvollzogene Untersuchung einen Erklärungswert von 6,2 % der Varianz der Produktverwendung aus den Persönlichkeitsmerkmalen bei der ersten kanonischen Beziehung.

Diese Beispiele mögen für die sehr häufig in der anwendungsorientierten Literatur zu beobachtende Fehlinterpretation der Analyseergebnisse genügen. Wenn nur geringe Beziehungen zwischen den Datensätzen vorliegen, dann sollte auch kein Modell versuchen, mehr an Varianzerklärung herauszuholen, als insgesamt vorhanden ist. Die Analysemöglichkeiten der kanonischen Analyse sind dadurch nicht in Frage gestellt. Die folgenden Beispiele sollen zeigen, daß die Problemstellungen zur Marktsegmentierung durchaus der Problemstellung dieser Analysemethode entsprechen.

---

1 Vgl. Sparks, D. L. und Tucker, W. T., A Multivariate Analysis of ..., a.a.O., S. 67 - 70.

2 Vgl. Lambert, Z. V., Durand, R. M., Some Precautions ..., a.a.O., S. 469.

Die Beziehungen zwischen Persönlichkeitsmerkmalen (gemessen durch Eigenschaften wie Nachgiebigkeit, Selbständigkeit, Hilfsbereitschaft, Mitgliedschaft in Vereinigungen, Ausdauer) und den für einen Käufer bedeutsamen Produkteigenschaften analysierte ALPERT[1] mit der kanonischen Analyse am Beispiel des Automobilkaufs (Eigenschaften wie Sicherheit, Komfort, Sportlichkeit, Preiswürdigkeit). Zwischen den beiden Variablengruppen konnten vier signifikante Linearkombinationen herstellt werden. Insgesamt konnten damit 20,18 % der Variation bei den für die Käufer relevanten Produkteigenschaften durch die Persönlichkeitsmerkmale erklärt werden. Dieselben Persönlichkeitsmerkmale wurden in einer weiteren Analyse verwendet, um Zusammenhänge mit den Merkmalen von Mietwohnungen aufzudekken[2]. Beziehungen zwischen den Paneldaten mehrerer Produkte und verschiedenen Einstellungs- sowie Persönlichkeitsvariablen analysierten FRANK und STRAIN[3], um anhand dieser Beziehungen Marktsegmente abzuleiten.

Zusammenfassend kann hier vermerkt werden, daß das Verfahren der kanonischen Analyse im Hinblick auf die Zwekke der Marktsegmentierung besonders Hilfen im Stadium der Voruntersuchungen bietet, wenn kaum a-priori Informationen vorliegen und lediglich erste Beziehungen zwischen mehreren Variablenreihen aufzudecken sind. Diese

---

1 Vgl. Alpert, M. I., A Canonical Analysis of Personality and the Determininants of Automobile Choice, in: Allvine, F. C. (Hrsg.), Proceedings of the American Marketing Association, 1971, S. 312 - 316.

2 Vgl. Alpert, M. I., Personality and the Determinants of Product Choice, a.a.O., S. 89 - 92.

3 Vgl. Frank, R. E. und Strain, C. E., A Segmentation Research Design Using Consumer Panel Data, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, Nov. 1972, S. 385 - 390.

Variablen sind häufig Persönlichkeitsmerkmale auf der einen und Verhaltensmerkmale auf der anderen Seite. Es wird also versucht, zwischen den Variablen Zusammenhänge aufzudecken, so daß das Verhalten (Kaufverhalten, Informationsverhalten, Entscheidungsverhalten) aus der Kenntnis der anderen Merkmale erklärt und durch diese Kenntnis die Marktstrategie auf die entsprechende Zielgruppe abgestimmt werden kann. So konnten in einer von BAUMGARTEN und RING[1] durchgeführten Untersuchung über die Zusammenhänge zwischen der Struktur des Leserschaftskreises und einer Reihe von Einstellungs-, Persönlichkeits- sowie demographischen Merkmalen Erkenntnisse für die Zwecke der Werbeplanung gewonnen werden.

Während die Berechnung des oben angeführten hypothetischen Beispiels (in jeder Variablengruppe zwei Variablen) noch mit Hilfe von Tischrechnern möglich ist, ist für umfangreiche Problemstellungen (Variablengruppen mit mehr als zwei Variablen) wegen der iterativen Berechnung der Eigenwerte die Benutzung von EDV-Anlagen unumgänglich. Zur kanonischen Korrelationsanalyse sind mehrere Programme entstanden, die zum Teil in Programmsammlungen eingebaut wurden. In den Programmpaketen des BMD[2], SSP[3] und des SPSS[4]

---

1 Vgl. Baumgarten, S. A. und Ring, L. W., An Evaluation of Media Readership Constructs and Audience Profiles by Use of Canonical Correlation Analysis, in: Allvine, F. C. (Hrsg.), Proceeding of the American Marketing Association, a.a.O., S. 584 - 588.

2 Vgl. Dixon, W. J., BMD (Biomedical Computer Programs), a.a.O., S. 269 ff.

3 Vgl. IBM, Application Program, System/360, SSP, a.a.O., S. 47 ff.

4 Vgl. Warwick, P. V., Canonical Correlation Analysis: Subprogramm CANCORR, in: Nie, N. G., Hull, C. H. und Jenkins, J. G. (Hrsg.), SPSS, a.a.O., S. 515 - 527.

finden sich "konservierte" Programme zur kanonischen Korrelationsanalyse. Ein weiteres Programm ist in COOLEY-LOHNES[1] abgedruckt. Eine etwas ältere Version ist in der Programmsammlung von VELDMANN[2] enthalten.

---

1 Vgl. Cooley, W. W. und Lohnes, P. R., Multivariate Data Analysis, a.a.O., S. 194 - 197.

2 Vgl. Veldmann, D. J., FORTRAN-Programming for the Behavioral Sciences, New York 1967, zitiert in: Hansz, J., Socio-Economic Characteristics ..., a.a.O., S. 46.

4 Die Überprüfung der Relevanz von Variablen

4.1 Vorbemerkungen

In den bisher diskutierten Problemstellungen stand die Zielsetzung im Mittelpunkt, eine oder mehrere Variablen (beispielsweise die Konsumausgaben für eines oder für mehrere Produkte) durch eine Reihe anderer Variablen zu erklären. Aufgrund der zu erklärenden Größe (Kriteriumsvariable) können Käufergruppen gebildet werden. Geht man dagegen jetzt davon aus, daß bereits a-priori definierte Käufergruppen vorgegeben sind, so stellt sich die Frage, ob zwischen diesen Gruppen Unterschiede in den demographischen und psychographischen Merkmalen bestehen, so daß diese für die Gestaltung des segmentspezifischen Instrumentariums verwendet werden könnten. Im einzelnen können es folgende Fragestellungen sein:

- Bestehen zwischen den vorgegebenen Käufergruppen Unterschiede in den Marktsegmentierungsmerkmalen? Auf ein Beispiel bezogen: Bestehen zwischen den Käufern von Marke I und Marke II Unterschiede in den demographischen oder psychographischen Merkmalen, die als mögliche Bestimmungsgründe des Käuferverhaltens gelten könnten[1]?
- Welche Bedeutung besitzen die Merkmale für die Gruppentrennung? Durch die Kenntnis der Trennwirkung lassen sich Ansatzpunkte für einen gezielten Einsatz der Marketing-Instrumente ableiten. Weiß man von diesen Merkmalen, dann können sie bei der Abfassung der Werbebotschaft und der Bestimmung des Werbeträgers berücksichtigt werden. Die richtige Entscheidung, wann, wo und wie die Segmente angesprochen werden sollen, wird erleichtert.

---

1 Vgl. Dichtl, E., Die Multivariatenanalyse im Dienste der Verhaltensforschung, in: Hansen, H. R. (Hrsg.), Computergestützte Marketingplanung, München 1974, S. 86.

- Wie stark unterscheiden sich die Gruppen, wenn alle trennwirksamen Merkmale gleichzeitig berücksichtigt werden?

Zur Beantwortung dieser Fragestellungen bietet das Verfahren der Diskriminanzanalyse eine Möglichkeit. Die Diskriminanzanalyse überprüft für mehrere a-priori definierte Gruppen, ob sie hinsichtlich einer Reihe von Merkmalen signifikante Unterschiede aufweisen und in welchem Maße jedes einzelne Merkmal zur Trennung beiträgt. In Abschnitt 4.2 wird der Algorithmus einer Diskriminanzanalyse für 2 Gruppen dargestellt. Anhand stark vereinfachter Beispiele soll dann in Abschnitt 4.3 die Anwendbarkeit des Verfahrens überprüft werden.

4.2 Das Grundmodell der Diskriminanzanalyse

Um die grundlegende Fragestellung der Diskriminanzanalyse zu verdeutlichen, sei zunächst von einer sehr einfachen Problemstellung ausgegangen. Zwei Gruppen mögen hinsichtlich der Ausprägungen bei einer Variablen folgende Dichtefunktionen I und II haben:

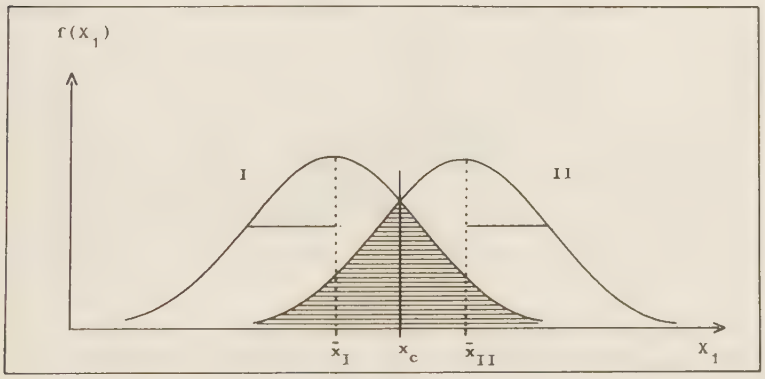

Abb. 10: Dichtefunktionen der Variablen X_1 für die Gruppen I und II

Mit Hilfe eines Differenzentests kann man die Differenz zwischen den Mittelwerten der beiden Gruppen $\bar{x}_I$ und $\bar{x}_{II}$ auf Signifikanz testen. Weiterhin können Elemente, von denen die Gruppenzugehörigkeit nicht bekannt ist, einer Gruppe zugeordnet werden. Hierzu ist aufgrund von Signifikanzüberlegungen ein kritischer Wert x_c festzulegen. Ist nun der Wert eines Elementes größer als x_c, dann wird es der Gruppe II zugeordnet; ist $x < x_c$, dann der Gruppe I. Das Feld der möglichen Fehlklassifikationen ist durch das schraffierte Feld sichtbar gemacht. Da dieser Bereich ziemlich groß ist, wird man versuchen, weitere Merkmale zu finden, um eine bessere Unterscheidung zwischen den Gruppen zu ermöglichen.

Die Dichtefunktionen der beiden Gruppen mögen hinsichtlich einer weiteren Variablen folgendes Bild haben:

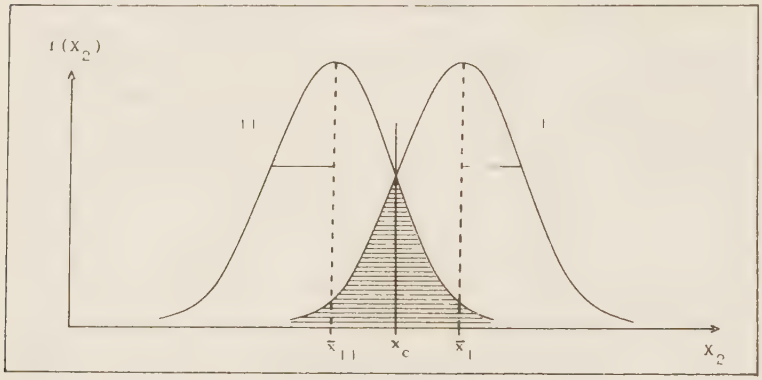

Abb. 11: Dichtefunktionen der Variablen X_2 für die Gruppen I und II

Die Abb. 11 macht deutlich, daß die "diskriminierende" Wirkung dieser Variablen bedeutend besser ist als bei der Variablen X_1, obgleich das Feld möglicher Klassifikationsfehler auch hier noch ziemlich groß ist. Eine annähernd überschneidungsfreie Gruppentrennung wird jedoch erst durch die gemeinsame Betrachtung beider Variablen möglich. In dem Streuungsdiagramm (vgl. Abb. 12) sind die Mitglieder der Gruppe I durch Kreise und die der Gruppe II durch Kreuze gekennzeichnet.

Während zur Trennung der Gruppen bei eindimensionaler Betrachtung ein kritischer Wert bestimmt wird, ist bei der zweidimensionalen Konfiguration der Elemente eine lineare Funktion notwendig. Werden für die beiden Gruppen gleiche Häufigkeiten und gleiche Kosten der Fehlklassifikation angenommen, dann verläuft diese Trennungslinie

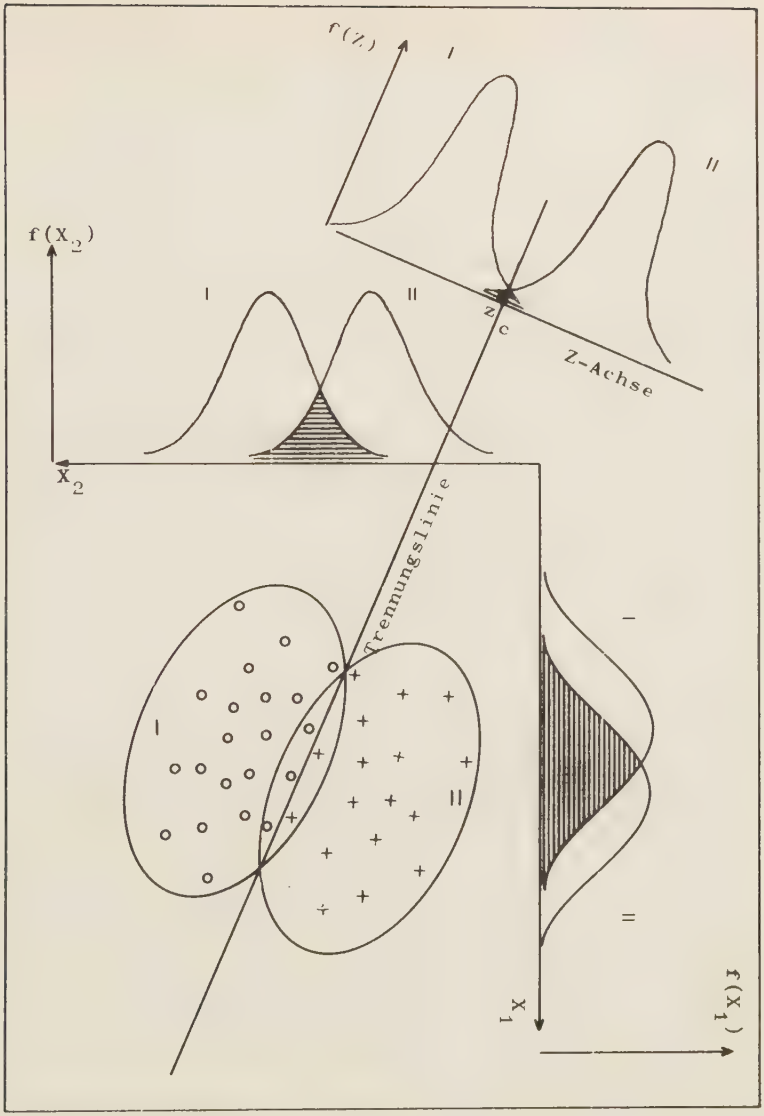

Abb. 12: Geometrische Veranschaulichung der Diskriminanzanalyse

durch die Schnittpunkte der Ellipsen der beiden Gruppen (zweidimensionale Normalverteilung mit unterschiedlichen Varianzen unterstellt). Wird eine zweite Linie rechtwinklig zur Trennungslinie konstruiert und die Punkte auf diese Achse projiziert, dann ist die Überlappung zwischen den beiden Gruppen geringer als für jede andere mögliche Linie[1]. Mit Hilfe dieser als Diskriminanzfunktion bezeichneten Achse Z sollen also die individuellen Beobachtungswerte auf einen einzigen Diskriminanzwert transformiert werden. Der kritische Wert z_c teilt dann diese Achse in die Regionen I und II.

Die bislang lediglich graphisch dargestellten Zusammenhänge sollen jetzt algebraisch erfaßt werden. Es wird davon ausgegangen, daß n Variablen X_j (j=1,...,n) vorgegeben sind und für jede Variable p Beobachtungswerte (k=1,...,p) vorliegen. Gesucht ist dann also die allgemeine Diskriminanzfunktion der Form:

$$Z = a_1 X_1 + \ldots + a_j X_j + \ldots + a_n X_n \ ,$$

die die beste Trennung der Gruppen ermöglicht. Wird von den p Beobachtungswerten jeder Variablen ausgegangen, dann kann folgendes Gleichungssystem aufgestellt werden:

$$\begin{pmatrix} z_1 \\ \vdots \\ z_k \\ \vdots \\ z_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{k1} & \cdots & x_{kj} & \cdots & x_{kn} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{p1} & \cdots & x_{pj} & \cdots & x_{pn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}$$

1 Vgl. Cooley, W. W. und Lohnes, P. R., Multivariate Data Analysis, a.a.O., S. 245.

Diese Beziehung kann verkürzt durch

$$\mathbf{z} = \mathbf{X}\,\mathbf{a} \qquad (4.2\text{-}1)$$

wiedergegeben werden. $\mathbf{z}$ enthält die Diskriminanzwerte, $\mathbf{X}$ die Beobachtungswerte der n Variablen X_j und $\mathbf{a}$ die Diskriminanzkoeffizienten dieser n Variablen X_j. Anhand der Diskriminanzwerte der einzelnen Elemente z_k soll dann die Gruppentrennung vorgenommen werden. Hierzu sind zunächst die Koeffizienten a_j zu bestimmen. Wovon diese Werte abhängen, soll die Abbildung auf Seite 86 deutlich machen.

Wie die Abb. 13 zeigt, ist die trennende Wirkung der Variablen um so größer, je weiter die Gruppenmittelwerte voneinander entfernt sind und je geringer die Streuung der Werte um ihren jeweiligen Mittelwert ist. Diese Beziehung geht in das Kriterium zur Ableitung der Diskriminanzfunktion ein. Nach diesem Kriterium sind die Koeffizienten a_j so zu bestimmen, daß das Verhältnis der Streuung der durch die Linearkombination (4.2-1) bestimmten Variablen z z w i s c h e n den Gruppen zur Streuung i n n e r h a l b der Gruppen maximiert wird. Zur Bestimmung der Diskriminanzkoeffizienten sei hier von der vereinfachten Annahme von 2 Gruppen ausgegangen. Die Mittelwertsdifferenzen zwischen jeweils zwei Variablen X_j werden mit d_j und die Varianzen bzw. Kovarianzen mit c_{ij} (i=1,...,n und j=1,...,n) bezeichnet, wobei sich für i=j die Varianzen und i≠j die Kovarianzen ergeben. Der Vektor der Mittel-

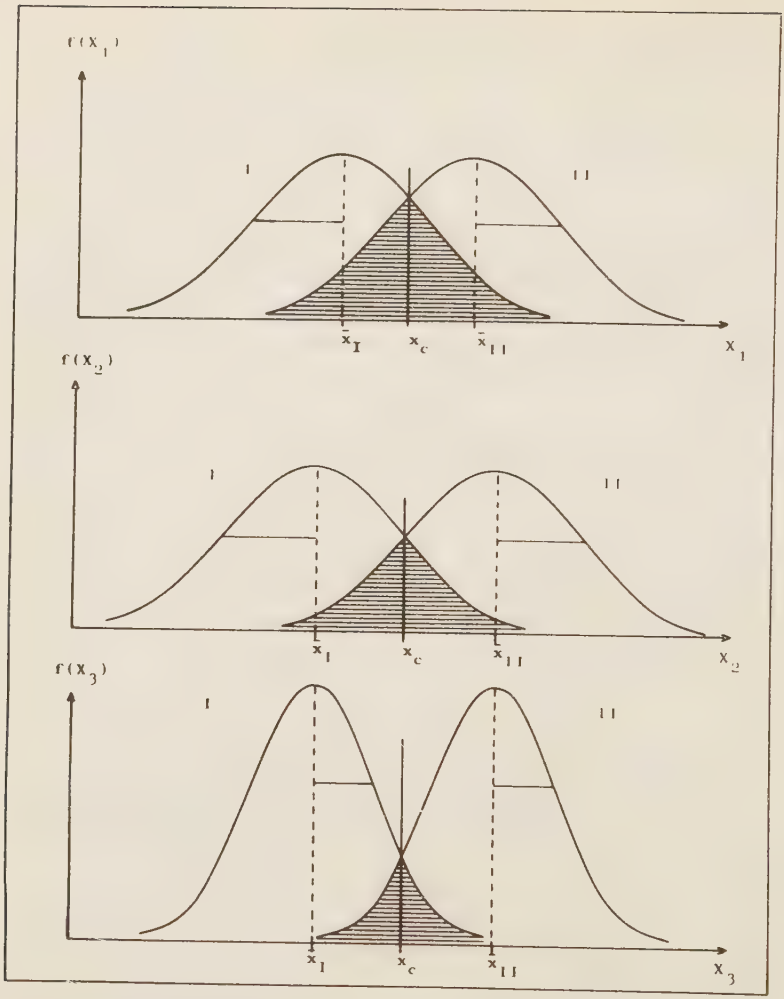

Abb. 13: Abhängigkeit des Anteils möglicher Fehlklassifikationen von den Mittelwertsdifferenzen und den Varianzen der Variablen

wertsdifferenzen kann dann mit $\mathbf{d}$ und die Varianz-Kovarianzmatrix mit $\mathbf{C}$ bezeichnet und die zu maximierende Funktion

$$\frac{a^T\, d\, d^T\, a}{a^T\, C\, a} \longrightarrow \text{Max!} \qquad (4.2\text{-}2)$$

geschrieben werden[1]. In ausführlicher Schreibweise ergibt sich:

$$\frac{(a_1 \ldots a_j \ldots a_n) \begin{pmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_j \\ \vdots \\ d_n \end{pmatrix} (d_1 \ldots d_j \ldots d_n) \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}}{(a_1 \ldots a_j \ldots a_n) \begin{pmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1j} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ c_{i1} & \cdots & c_{ij} & \cdots & c_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & \cdots & c_{nj} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix}} \longrightarrow \text{Max!}$$

Während bei Vorliegen mehrerer Gruppen die Berechnungen über die Lösung des Eigenwertproblems erfolgen[2], können zur Trennung von 2 Gruppen noch die Bestimmungsgleichungen durch partielles Differenzieren nach den a_j gewonnen werden. In Matrixschreibweise werden diese n Bestimmungsgleichungen wie folgt dargestellt[3]:

---

1 Vgl. Cooley, W. W. und Lohnes, P. R., Multivariate Data Analysis, a.a.O., S. 246.

Vgl. Overall, J. E. und Klett, C. J., Applied Multivariate Analysis, New York, St. Louis 1972, S. 244.

2 Vgl. Cooley, W. W. und Lohnes, P. R., Multivariate Data Analysis, a.a.O., S. 246.

Zum Eigenwertproblem vgl. die Literaturangaben des Abschnittes 2.4.

3 Vgl. Overall, J. E. und Klett, C. J., Applied Multivariate Analysis, a.a.O., S. 245.

$$\begin{pmatrix} c_{11} & \cdots & c_{1j} & \cdots & c_{1n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ c_{i1} & \cdots & c_{ij} & \cdots & c_{in} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ c_{n1} & \cdots & c_{nj} & \cdots & c_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ \vdots \\ a_j \\ \vdots \\ a_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1 \\ \vdots \\ d_j \\ \vdots \\ d_n \end{pmatrix}$$

oder verkürzt

$$\boxed{\mathbf{C}\ \mathbf{a} = \mathbf{d}} \quad . \qquad (4.2\text{-}3)$$

Ist die Matrix $\mathbf{C}$ regulär (Determinante von $\mathbf{C}$ ist von null verschieden), dann existiert auch die Inverse von $\mathbf{C}$. Die Gleichung wird nun mit $\mathbf{C}^{-1}$ multipliziert:

$\mathbf{C}^{-1}\mathbf{C}\,\mathbf{a} = \mathbf{C}^{-1}\mathbf{d}$, und da

$\mathbf{C}^{-1}\mathbf{C} = \mathbf{E}$ (Einheitsmatrix) ist, gilt

$$\boxed{\mathbf{a} = \mathbf{C}^{-1}\mathbf{d}} \quad . \qquad (4.2\text{-}4)$$

Die Gewichtungskoeffizienten a_j erhält man also aus der Multiplikation der Inversen der Varianz-Kovarianzmatrix mit dem Spaltenvektor der Mittelwertsdifferenzen[1].

Sind die optimalen Werte a_j bekannt, werden durch die Linearkombination (4.2-1) die Diskriminanzwerte bestimmt. Aufgrund dieser Werte kann dann die beste Trennung der beiden Gruppen durchgeführt werden. Welche Möglichkeiten damit dieses Analyseinstrument für die Zwecke einer Marktsegmentierung bietet, wird in Abschnitt 4.3 gezeigt.

---

1 Vgl. Overall, J. E. und Klett, C. J., Applied Multivariate Analysis, a.a.O., S. 246.

Um in empirischen Untersuchungen die Diskriminanzanalyse sinnvoll einsetzen zu können, sind einige dieser Analysemethode zugrunde liegenden Annahmen zu beachten, deren Nichterfüllung die Leistungsfähigkeit des Verfahrens,besonders im Hinblick auf die Aussagegenauigkeit der Ergebnisse, beeinträchtigen kann. Neben der Annahme, daß die Stichprobe zur Ableitung der Diskriminanzfunktion als Grundgesamtheit interpretiert wird, für die wahre Mittelwertvektoren und wahre Varianz-Kovarianzmatrizen berechnet werden, benötigt man noch die Annahme der Multinormalverteilung[1]. Sind diese Voraussetzungen nicht erfüllt, dann können über die erhaltenen Ergebnisse keine Signifikanzaussagen gemacht werden[2]. In solch einem Fall hätten die Ergebnisse allein deskriptiven Wert.

---

1 Vgl. Green, P. E. und Tull, D. S., Research for Marketing Decisions, a.a.O., S. 371 f.

2 Vgl. Marriott, F. H. C., The Interpretation of Multiple Observations, a.a.O., S. 13 ff.

4.3 Anwendung der Diskriminanzanalyse zur Bestimmung der Trennwirkung und zur Konstruktion von Marktmodellen

Um die Anwendungsmöglichkeiten der Diskriminanzanalyse für die Zwecke einer Marktsegmentierung deutlich zu machen, soll zunächst anhand eines stark vereinfachten Beispiels die Vorgehensweise dargestellt werden.

Eine Tabakwarenfabrik, die Zigarillos und Zigarren herstellt, möchte Näheres über die Zusammensetzung des Verwenderkreises erfahren. Vor allem sind es die folgenden Probleme, die geklärt werden sollen:

- Bestehen zwischen Zigarren- und Zigarillorauchern Unterschiede hinsichtlich der sozio-ökonomischen Merkmale Einkommen und Alter?
- Welches der beiden Merkmale leistet den größeren Beitrag zur Trennung der beiden Gruppen?
- Können Personen, von denen über die Produktverwendung (Zigarren- oder Zigarillo raucher) nichts bekannt ist, aufgrund ihrer Ausprägungen in den beiden sozio-ökonomischen Merkmalen einer Verwendergruppe zugeordnet werden?

Zur Beantwortung dieses Problemkreises sei eine Marktuntersuchung durchgeführt worden. Die Daten sind in der Tabelle 7 wiedergegeben[1].

---

1 Um die Berechnungen und die graphische Darstellung zu vereinfachen, ist eine Klasseneinteilung für beide Variablen vorgenommen worden.

Gruppe					
I Zigarilloraucher			II Zigarrenraucher		
Person k	Einkommensklasse X_1	Altersklasse X_2	Person k	Einkommensklasse X_1	Altersklasse X_2
1	4	3	30	9	9
2	4	6	31	9	8
3	2	3	32	8	8
4	7	5	33	7	8
5	3	6	34	5	9
6	6	7	35	7	7
7	2	6	36	5	8
8	3	3	37	8	9
9	2	5	38	9	11
10	2	4	39	8	12
11	5	6	40	7	12
12	6	4	41	8	11
13	6	3	42	5	11
14	4	5	43	8	10
15	5	4	44	5	10
16	5	3	45	4	10
17	2	7	46	9	10
18	3	5	47	10	10
19	3	4	48	6	12
20	1	5	49	6	11
21	5	5	50	6	9
22	6	6	51	6	10
23	4	7	52	9	12
24	4	8	53	7	11
25	4	2	54	5	12
26	3	7	55	6	8
27	5	7	56	7	9
28	4	4	57	7	13
29	6	5	58	7	10

Tabelle 7: Daten zur Diskriminanzanalyse für 2 Gruppen

Statt sich mit einer separaten Betrachtung der Ausprägungen in den beiden Variablen zu begnügen, soll aus den beiden Variablen eine Linearkombination der Form

$$Z = a_1 X_1 + a_2 X_2$$

abgeleitet werden, so daß - graphisch veranschaulicht - die Fehlklassifikation auf dieser neuen Z-Achse minimal wird. Hierzu sind die Koeffizienten a_1 und a_2 nach der Formel (4.2-4)

$$\mathbf{a} = \mathbf{C}^{-1}\,\mathbf{d}$$

zu bestimmen. Der Rechengang ist hier in einzelne Schritte zerlegt.

1. Schritt: Bestimmung des Vektors der Mittelwertdifferenzen

Die Mittelwerte für jede Gruppe und Variable sowie die Mittelwertdifferenzen zwischen den Gruppen sind der folgenden Tabelle zu entnehmen:

Variable	Mittelwert in		Mittelwertdifferenzen
	Gruppe I	Gruppe II	
X_1	4,0	7,0	- 3,0
X_2	5,0	10,0	- 5,0

Tabelle 8: Mittelwerte und Mittelwertdifferenzen zur Diskriminanzanalyse für 2 Gruppen

Der Vektor $\mathbf{d}$ ist somit $\begin{pmatrix} -3 \\ -5 \end{pmatrix}$.

2. Schritt: Berechnung der Varianz-Kovarianzmatrix $\mathbf{C}$

Hierzu sind für beide Gruppen die Summen der quadrierten Abweichungen von den Mittelwerten und die Summen der Kreuzprodukte zu berechnen.

Summe der quadrierten Abweichungen[1]: $\sum_{k=1}^{29} (x_k - \bar{x})^2$

$$s^2_{X_1 I} = (4-4)^2 + (4-4)^2 + \ldots + (6-4)^2 = 68$$

$$s^2_{X_1 II} = (9-7)^2 + (9-7)^2 + \ldots + (7-7)^2 = 68$$

$$s^2_{X_2 I} = (3-5)^2 + (6-5)^2 + \ldots + (5-5)^2 = 68$$

$$s^2_{X_2 II} = (9-10)^2 + (8-10)^2 + \ldots + (10-10)^2 = 68$$

Summe der Kreuzprodukte: $\sum_{k=1}^{29} (x_k - \bar{x})\ (y_k - \bar{y})$,

für die erste Gruppe

$= (4-4)\ (3-5) + (4-4)\ (6-5) + \ldots + (6-4)\ (5-5) = 0$;

und für die zweite Gruppe

$= (9-7)\ (9-10) + (9-7)\ (8-10) + \ldots + (7-7)\ (10-10) = 0.$

Die Kovarianzen sind also null.

Somit erhält man für die erste und zweite Gruppe folgende Streuungsmatrizen[2]:

---

1 In dem Beispiel wurde zur Rechenvereinfachung von jeweils gleichen Varianzen ausgegangen (vgl. die kreisförmige Anordnung der Elemente in der Abb. 15).

2 Die Annahme der Diskriminanzanalyse, daß die einzelnen Gruppen gleiche Varianz-Kovarianzmatrizen besitzen, ist hier erfüllt.

Vgl. Morrison, D. G., On the Interpretation of Discriminant Analysis, in: Aaker, D. A., Multivariate Analysis in Marketing: Theory and Application, Belmont (Kalifornien) 1971, S. 140 f.

Variable	Gruppe			
	I		II	
	X_1	X_2	X_1	X_2
X_1	68	0	68	0
X_2	0	68	0	68

Tabelle 9: Streuungsmatrizen beider Gruppen zur Diskriminanzanalyse

Durch Addition der beiden Streuungsmatrizen ergibt sich die Gesamtstreuungsmatrix:

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 136 & 0 \\ 0 & 136 \end{pmatrix} .$$

3. Schritt: Bestimmung der Inversen der Streuungsmatrix $\mathbf{C}^{-1}$

$$\mathbf{C}^{-1} = \begin{pmatrix} 0.00735 & 0 \\ 0 & 0,00735 \end{pmatrix} .$$

4. Schritt: Berechnung der Koeffizienten a_j der Diskriminanzfunktion

$$\mathbf{C}^{-1} \qquad \mathbf{d} = \mathbf{a}$$

$$\begin{pmatrix} 0,00735 & 0 \\ 0 & 0,00735 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -3 \\ -5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0,02206 \\ -0,03676 \end{pmatrix} .$$

Die Diskriminanzfunktion lautet somit

$$Z = -0,02206\ X_1 - 0,03676\ X_2 \quad .$$

5. Schritt: Berechnung der Diskriminanzwerte

Die Diskriminanzwerte der Personen werden berechnet, indem die individuellen Variablenwerte in die Diskriminanzfunktion

eingesetzt werden. Für die Person 1 ergibt sich z.B.:

$$z_1 = (-0{,}02206) \cdot 4 + (-0{,}03676) \cdot 3$$
$$= -0{,}19852 \quad .$$

Gruppe			
I Zigarilloraucher		II Zigarrenraucher	
Person k	Diskriminanzwerte	Person k	Diskriminanzwerte
1	-0,19852	30	-0,52938
2	-0,30880	31	-0,49262
3	-0,15440	32	-0,47056
4	-0,33822	33	-0,44850
5	-0,28674	34	-0,44114
6	-0,38968	35	-0,41174
7	-0,26468	36	-0,40438
8	-0,17646	37	-0,50732
9	-0,22792	38	-0,60290
10	-0,19116	39	-0,61760
11	-0,33086	40	-0,59554
12	-0,27940	41	-0,58084
13	-0,24264	42	-0,51466
14	-0,27204	43	-0,54408
15	-0,25734	44	-0,47790
16	-0,22058	45	-0,45584
17	-0,34556	46	-0,56614
18	-0,24998	47	-0,58820
19	-0,21322	48	-0,57356
20	-0,20586	49	-0,53672
21	-0,29410	50	-0,46320
22	-0,35292	51	-0,49996
23	-0,34556	52	-0,63966
24	-0,38232	53	-0,55878
25	-0,16176	54	-0,55142
26	-0,32350	55	-0,42644
27	-0,36762	56	-0,48526
28	-0,23528	57	-0,63230
29	-0,31616	58	-0,52202

Tabelle 10: Diskriminanzwerte der zwei Gruppen

6. Schritt: Bestimmung des Schwellenwertes

Geht man von der Annahme aus, daß jede Fehlklassifikation gleiche Kosten verursachen würde, dann kann der Schwellenwert z_c genau in die Mitte zwischen den beiden Gruppenmittelwerten der Z-Achse gelegt werden:

$$\bar{z}_I = -0{,}27206$$

$$\bar{z}_{II} = -0{,}52205$$

$$z_c = \frac{-0{,}27206 - 0{,}52205}{2}$$

$$= -0{,}397055 \quad .$$

7. Schritt: Überprüfung der Gruppenzugehörigkeit

Personen mit einem Diskriminanzwert von > - 0,397055 werden der Gruppe I, Personen mit einem Diskriminanzwert von < - 0,397055 werden der Gruppe II zugeordnet. Somit ergibt sich aufgrund der Diskriminanzwerte folgende Gruppenzuordnung:

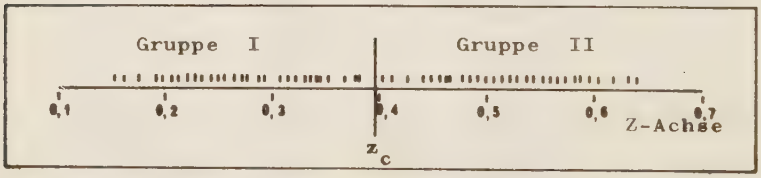

Abb. 14: Darstellung der Diskriminanzwerte auf der Z-Achse

Die Überprüfung der Gruppenzugehörigkeit ergibt, daß durch die Diskriminanzanalyse die beiden Gruppen vollständig getrennt werden können. In diesem Fall ergibt sich keine Fehlklassifikation (vgl. Abb. 15).

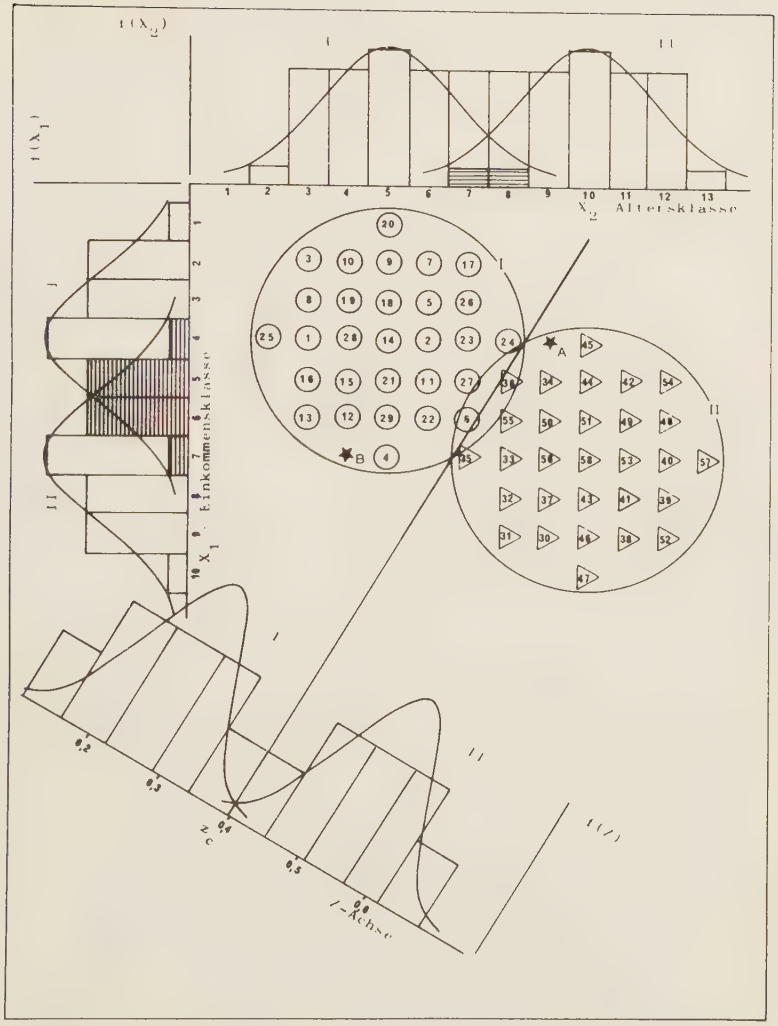

Abb. 15: Geometrische Darstellung zur Diskriminanzanalyse des hypothetischen Beispiels

8. Schritt: Klassifikation weiterer Elemente

Ist die Diskriminanzfunktion einmal bestimmt, können weitere Personen, von denen über die Gruppenzugehörigkeit nichts bekannt ist, aufgrund ihrer Ausprägungen in den beiden Variablen einer Gruppe zugeordnet werden. Für die zwei Personen A und B seien die Variablenwerte bekannt (vgl. Tabelle 11).

Personen	Variable	
	X	Y
A	4	9
B	7	4

Tabelle 11: Variablenwerte der Personen A und B

Für beide Personen sollen nun die Diskriminanzwerte berechnet werden:

$$z_A = (-0,02206) \cdot 4 + (-0,03676) \cdot 9 = -0,41908$$

$$z_B = (-0,02206) \cdot 7 + (-0,03676) \cdot 4 = -0,30146 \quad .$$

Aufgrund der Diskriminanzwerte wird A der Gruppe II und B der Gruppe I zugeordnet (vgl. in Abb. 15 die beiden Sterne für A bzw. für B).

Auf die drei Fragestellungen zu Beginn des Beispiels bezogen, können die Ergebnisse dieser Diskriminanzanalyse wie folgt zusammengefaßt werden: Die separate Betrachtung der Variablenwerte ergab zwar Gruppenunterschiede, doch war eine genaue Trennung der Gruppen nicht möglich. Die simultane Einbeziehung beider Variablen in Form einer Linearkombination ermöglichte in diesem Fall eine voll-

ständige Trennung der beiden Gruppen. Die Trennstärke der Variablen wird durch die Größe des Diskriminanzkoeffizienten a_i wiedergegeben. Da diese für die Variable X_2 absolut höher ist als für die Variable X_1, kann gefolgert werden, daß die Trennwirkung von X_2 (Altersklasse) besser ist als die von X_1 (Einkommensklasse). Das Merkmal "Alter" leistet also den größeren Beitrag zur Trennung der Zigarillo- und der Zigarrenraucher. Die Bestimmung der Diskriminanzfunktion wurde bei bekannter Gruppenzugehörigkeit vorgenommen. Ist diese Diskriminanzfunktion einmal bestimmt, dann können auch weitere Personen, von denen nur die Merkmalsausprägungen bekannt sind, klassifiziert werden.

Wird nun die Problemstellung erweitert, so daß mehrere Variablen, vor allem aber mehrere Gruppen vorliegen, dann ist eine Berechnung, wie sie hier durchgeführt wurde, kaum noch möglich. Durch die Erweiterung der Problemstellung auf mehr als 2 Gruppen ist die Verwendung eines anderen Algorithmus und die Benutzung von EDV-Anlagen notwendig. Weiterhin können zur Trennung mehrerer Gruppen auch mehrere Diskriminanzfunktionen notwendig sein. Durch die Anwendung der Diskriminanzanalyse läßt sich eine Reduzierung der multiplen Meßergebnisse zu wenigen Diskriminanzfunktionen erreichen. Liegen zwei Gruppen vor, dann reicht eine Linearkombination zur Trennung aus. Bei mehreren Gruppen wäre es möglich, daß die erste Linearkombination eine Gruppe nicht von den anderen Gruppen trennen könnte. Erst durch die Verwendung einer weiteren Diskriminanzfunktion, die orthogonal zur ersten sein soll, ließe sich eine befriedigende Trennung erreichen. Das folgende Beispiel soll diese Vorgehensweise verdeutlichen.

Ein Unternehmen, das die Marke A einer Produktgruppe mit den Konkurrenzmarken B, C und D anbietet, ist daran interessiert zu erfahren, durch welche Eigenschaften sich die Käufer der verschiedenen Marken unterscheiden und mit welcher Marke der größte Wettbewerb um den Marktanteil besteht. Obgleich in empirischen Untersuchungen die Zahl der Versuchspersonen aus Signifikanzüberlegungen sehr groß sein wird, soll hier davon ausgegangen werden, daß eine Befragung von 10 Personen für jede Gruppe ausreichend sein soll. Weiterhin soll zur Beschreibung der Käufergruppen die Variablenzahl auf vier begrenzt und gleiche Kosten der Fehlklassifikation unterstellt werden, was die Festlegung der Diskriminanztrennlinien erleichtert, wie auch von der Annahme gleicher Gruppenumfänge in der Grundgesamtheit ausgegangen werden, was vereinfacht einen gleichen Marktanteil der Marken bedeutet. Das Ergebnis der Befragung sei in der Datenmatrix der Tabelle 12 wiedergegeben.

Gruppe	Person k	Variable X_1	X_2	X_3	X_4	Gruppe	Person k	Variable X_1	X_2	X_3	X_4
I	1	6	6	12	8	III	21	4	6	15	3
	2	7	4	10	12		22	5	6	14	2
	3	6	2	10	11		23	4	5	16	2
	4	7	4	9	10		24	4	7	14	5
	5	5	5	11	10		25	6	3	14	1
	6	8	5	11	9		26	2	4	14	3
	7	8	4	10	9		27	3	5	13	3
	8	6	4	10	11		28	5	5	12	3
	9	6	3	9	10		29	4	5	15	4
	10	9	3	9	10		30	3	4	13	4
II	11	10	5	4	4	IV	31	6	11	10	5
	12	11	6	4	6		32	6	10	9	4
	13	10	3	5	8		33	7	12	9	5
	14	11	5	3	6		34	6	13	10	6
	15	10	6	6	7		35	7	12	8	8
	16	9	4	4	5		36	5	11	11	6
	17	12	5	4	6		37	5	13	10	7
	18	8	4	5	6		38	4	12	12	7
	19	9	7	2	7		39	8	14	11	6
	20	10	5	3	5		40	6	12	10	6

Tabelle 12: Ausgangsdaten für die Diskriminanzanalyse für vier Gruppen

Um die multiplen Meßergebnisse dieses noch relativ übersichtlichen Beispiels zu reduzieren, wurde eine Diskriminanzanalyse durchgeführt[1]. Bei den hier vorliegenden vier Variablen sind maximal drei Diskriminanzfunktionen möglich. Mit Hilfe der relativen Größe der Eigenwerte[2] (vgl. Tabelle 13) sind Aussagen über die Trennfähigkeit der Diskriminanzfunktionen möglich.

Diskriminanzfunktion	Eigenwert	relativer Eigenwert
1	13,47442	48,66
2	10,26117	37,06
3	3,95281	14,28
Σ	27,68840	100,00

Tabelle 13: Absolute und relative Eigenwerte der drei Diskriminanzfunktionen

Der Eigenwert für die dritte Diskriminanzfunktion ist hier relativ gering. Die Hinzunahme dieser Diskriminanzfunktion würde nur eine geringe Verbesserung in der Trennung der vier Gruppen erbringen. Deshalb sei die weitere Betrachtung auf die beiden ersten Diskriminanzfunktionen beschränkt.

---

1 Vgl. Klecka, W. R., Discriminant Analysis: Subprogram DISCRIMINANT, in: Nie, N. H., Hull, C. H., Jenkins, J. G. und andere (Hrsg.), Statistical Package for the Social Science, a.a.O., S. 434 ff.

2 Zum Eigenwertproblem vgl. die Literaturangaben des Abschnittes 2.4.

Vgl. hierzu besonder Cooley, W. W. und Lohnes, P. R., a.a.O., S. 246 f.

Es ergeben sich die beiden Diskriminanzfunktionen:

$$Z_1 = 0{,}6604\ X_1 - 0{,}4332\ X_2 - 1{,}4283\ X_3 + 0{,}7072\ X_4$$

$$Z_2 = 0{,}1134\ X_1 - 0{,}9811\ X_2 + 0{,}6042\ X_3 + 0{,}2879\ X_4 \quad .$$

Die Diskriminanzwerte der 40 Versuchspersonen können nun berechnet werden, indem die jeweiligen Variablenwerte in die beiden Diskriminanzfunktionen eingesetzt werden. In Tab. 14 sind diese Werte enthalten. Eine graphische Darstellung des Diskriminanzraumes ist in Abb. 16 gegeben. Weitere Aufschlüsse über die Lage der Gruppen im reduzierten Diskriminanzraum können über die Berechnung der Gruppencentroide (vgl. Tabelle 15) gewonnen werden, die in Abb. 16 als kleine Kreise dargestellt sind.

Gruppe	Person k	Diskriminanzwerte Z_1	Diskriminanzwerte Z_2	Gruppe	Person k	Diskriminanzwerte Z_1	Diskriminanzwerte Z_2
I	1	-0,619	0,693	III	21	-3,573	0,557
	2	1,685	1,411		22	-3,184	0,339
	3	1,413	1,833		23	-4,081	0,899
	4	1,926	0,882		24	-2,808	0,321
	5	1,131	0,983		25	-2,793	1,140
	6	0,678	1,017		26	-3,479	0,878
	7	1,182	1,143		27	-2,959	0,478
	8	1,160	1,260		28	-2,045	0,411
	9	1,407	1,282		29	-3,189	0,948
	10	2,212	1,420		30	-2,576	0,869
II	11	2,574	-0,532	IV	31	-1,267	-1,371
	12	3,229	-0,563		32	-1,019	-1,349
	13	3,476	0,618		33	-0,747	-1,771
	14	3,733	-0,437		34	-1,262	-1,839
	15	2,463	-0,185		35	0,401	-1,617
	16	2,689	-0,188		36	-1,655	-1,153
	17	3,624	-0,231		37	-1,274	-1,781
	18	3,300	0,031		38	-2,171	-1,221
	19	3,578	-1,157		39	-1,230	-1,874
	20	3,208	-0,588		40	-1,136	-1,553

Tabelle 14: Diskriminanzwerte der 4 Gruppen

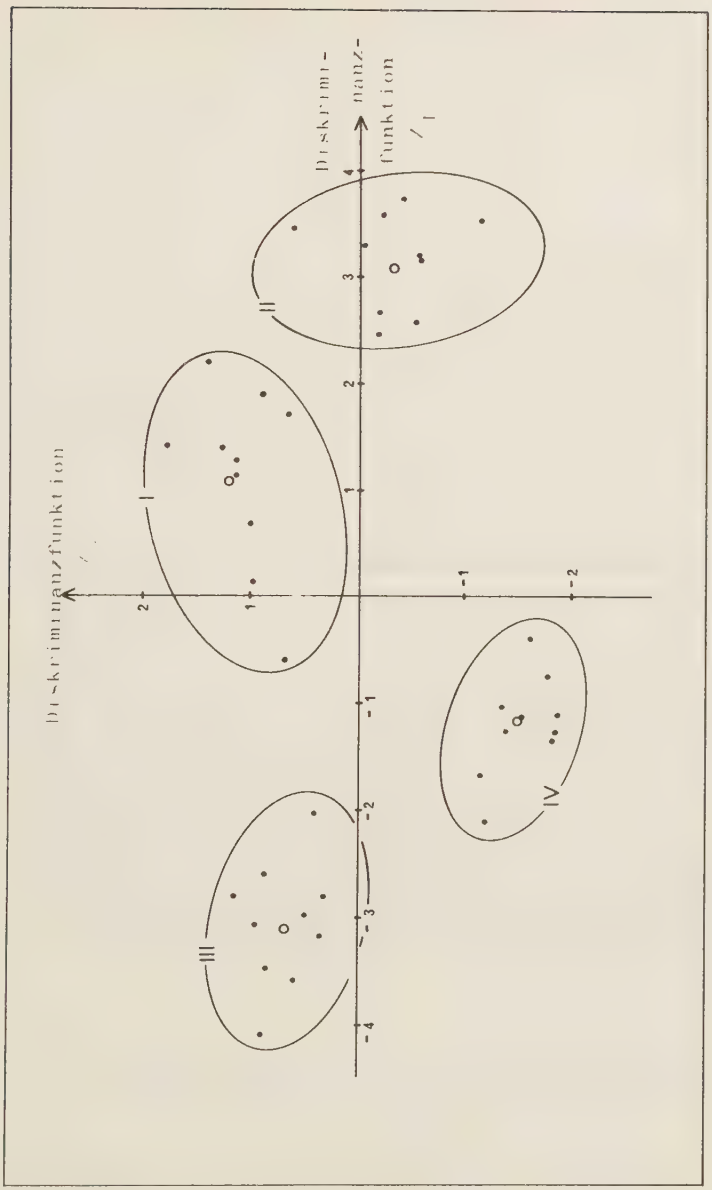

Abb. 16: Geometrische Darstellung der Gruppenaufteilung zur Diskriminanzanalyse für die vier Gruppen I, II, III und IV mit ihren Centroiden (o).

Gruppe	Mittelwerte der Gruppen in der ersten Diskriminanzfunktion	zweiten Diskriminanzfunktion
I	1,2274	1,1924
II	3,0874	-0,3232
III	-3,0688	0,6840
IV	-1,1366	-1,5532

Tabelle 15: Lage der Gruppencentroide im reduzierten Diskriminanzraum

Aus der Abb. 16 ist ersichtlich, daß durch die beiden Diskriminanzfunktionen eine gute Trennung der vier Gruppen erreicht wurde. Aussagen über die diskriminierende Wirkung der einzelnen Variablen sind anhand der Diskriminanzkoeffizienten möglich. Eine Interpretation der Diskriminanzfunktion erfolgt ähnlich wie in der Faktorenanalyse aufgrund dieser Variablengewichte. Die erste Diskriminanzfunktion erlaubt eine gute Trennung der Gruppe III von der Gruppe II. Den größten Beitrag hierzu leistete die Variable X_3 mit einem Diskriminanzkoeffizienten von -1,4283. Aufgrund dieser ersten Diskriminanzfunktion ist eine vollkommene Trennung aller Gruppen noch nicht möglich. So wird die Gruppe I von der Gruppe IV nur zum Teil separiert. Erst durch die Hinzunahme der zweiten Diskriminanzfunktion wird eine gute Trennung aller Gruppen erreicht. In der 2. Diskriminanzfunktion ist es die Variable 2, die mit einem Wert von -0,9811 den größten Beitrag zur Gruppentrennung leistet.

Die Diskriminanzanalyse erreicht gerade bei umfangreichen empirischen Problemstellungen eine Reduzierung der multiplen Messungen, so daß redundante Informationen zur

Gruppentrennung eliminiert werden können. Die Analysemöglichkeiten gehen jedoch sogar noch darüber hinaus: Aufgrund der ermittelten Trennfunktionen läßt sich die Gruppenzugehörigkeit prognostizieren. Sind die Persönlichkeitsstrukturen weiterer Versuchspersonen bekannt, nicht dagegen die Gruppenzugehörigkeit, so kann über die Berechnung der Diskriminanzwerte dieser Personen eine Zuordnung zu einer der vorgegebenen Gruppen vorgenommen werden. Damit bietet das Instrumentarium der Diskriminanzanalyse für die Zwecke der Marktsegmentierung die Möglichkeit, ein integriertes Marktmodell zu erstellen, in dem Personengruppen und Produkte zusammen dargestellt werden können. Anhand von einigen Literaturbeispielen sollen im folgenden diese Möglichkeiten aufgezeigt werden.

In einer von SHERAK[1] durchgeführten Marktsegmentierungsstudie des Chikagoer Biermarktes erwies sich die Diskriminanzanalyse als ein brauchbares Analyseinstrument.

---

1 Vgl. Sherak, B., A Beer Segmentation and Brand Mapping Study, in: Durand, J. (Hrsg.), Market Segmentation, Papers from the Conference organized by ADETEM, Paris 1969.

Vergleiche hierzu auch:
Schreiber, U., Psychologische Marktsegmentierung ..., a.a.O., S. 77 ff.

Diller, H., Die Diskriminanzanalyse als Instrument der Absatzforschung, Arbeitspapiere des betriebswirtschaftlichen Instituts der Friedrich-Alexander-Universität. Erlangen-Nürnberg, Heft 13, 1973, S. 34 ff.

499 Biertrinker wurden anhand von 35 vorgegebenen Merkmalen (z. B. süß, malzig, mild, hoher Preis, beliebt bei rauhen Burschen, für gesellige Anlässe) über ihre Vorstellungen von einer idealen Biermarke befragt. Aufgrund dieser Idealvorstellungen wurden mit faktoranalytischen Techniken (zur Reduktion der Variablen) und Verfahren der hierarchischen Klassifikation[1] Konsumentengruppen gebildet. Neben den zur Gruppenbildung verwendeten (sog. aktiven) Variablen wurden weitere (sog. passive, d. h. nicht zur Gruppenbildung verwandte) Merkmale über die demographischen Strukturen sowie über die Einstellungs- und Verhaltensstrukturen der Versuchspersonen erhoben, die der Identifizierung der Kundengruppen dienten. Damit waren die Marktsegmente für sich bestimmt.

Im zweiten Analyseteil wurde die Struktur der 8 Biermarken anhand derselben 35 vorgegebenen Merkmale bestimmt. Mit Hilfe einer Diskriminanzanalyse wurden Linearkombinationen gesucht, die die 8 am Markt befindlichen Biermarken am stärksten trennen. Allein die beiden ersten Diskriminanzfunktionen konnten 90 % der Information zur Trennung dieser Gruppen wiedergeben. Damit waren die multiplen Messungen (35-dimensionaler Wahrnehmungsraum) mit nur 10 % Informationsverlust auf 2 Dimensionen reduziert. Zur Darstellung der 8 Biermarken im zweidimensionalen Diskriminanzraum wurden die Daten über die Versuchspersonen gemittelt und mit diesen durchschnittlichen Variablenausprägungen die Diskriminanzwerte berechnet.

---

1 Vgl. hierzu Kapitel 5

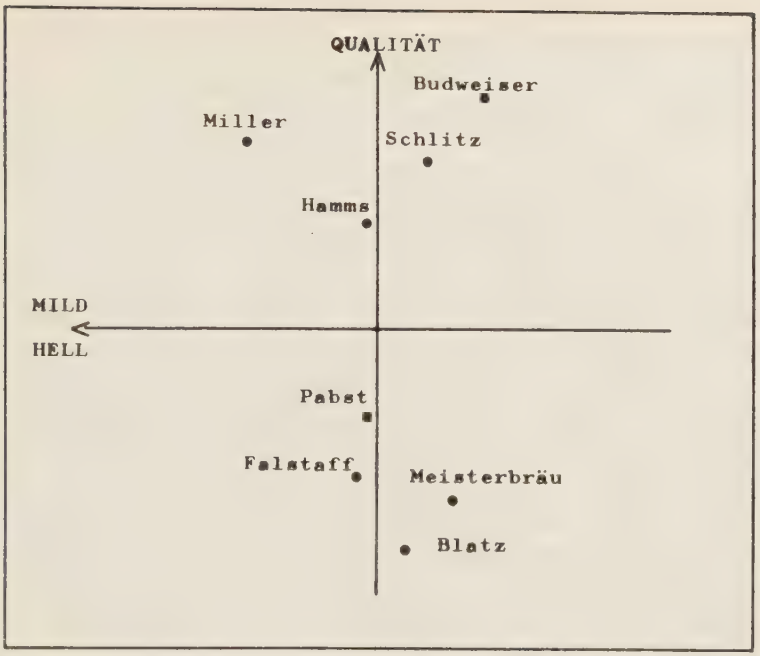

Abb. 17: Darstellung der 8 Biermarken im 2-dimensionalen Diskriminanzraum

Um Anhaltspunkte für die Deutung des Produktraumes zu erhalten, wurden die Variablen, die in den ersten beiden Diskriminanzfunktionen hohe Ladungen aufweisen, in den Diskriminanzraum hineinprojiziert. Durch den Winkel, den die Eigenschaftsvektoren mit den beiden Diskriminanzachsen bilden, werden die Diskriminanzkoeffizienten (Ladungen) berücksichtigt.

Um zu einem integrierten Marktmodell zu kommen, müssen in einem weiteren Schritt noch die als Marktsegmente interpretierten Idealprodukte in den Diskriminanzraum projiziert werden. Die Berechnung der Diskriminanzwerte der Idealprodukte erfolgt dabei genauso wie bei den

wirklichen 8 Biermarken. Im 2-dimensionalen Raum können so die Produkte (8 Biermarken), die Marktsegmente MS (9 Idealvorstellungen) und die Eigenschaftsvektoren (trennstarke Merkmale) dargestellt werden (Abb. 18).

Aus diesem Marktmodell können Implikationen zur Konzeption einer Biermarke abgeleitet werden. Eine neue Biermarke sollte dort plaziert werden, wo ein genügend großes Marktpotential vorhanden ist. Geht man davon aus, daß die Stichprobe repräsentativ ist, dann kann der Anteil der Versuchspersonen der einzelnen Segmente als ein Schätzwert für das Marktpotential gelten (z. B. für das Marktsegment 4 ergeben sich 45 von 499 Vpn. = 9 %). Damit ergeben sich für die Produktkonzeption 2 Möglichkeiten. Einmal kann ein Produkt dort plaziert werden, wo starke Marktsegmente vorhanden sind, diese aber mit einer oder mehreren anderen Marken geteilt werden müssen (z. B. die Marktsegmente 1, 2 und 3), zum anderen kann versucht werden, eine kleinere noch nicht abgedeckte Marktnische zu bearbeiten (z. B. die Marktsegmente 4, 6, 7, 8 und 9).

Hätte man sich beispielsweise für ein Produkt entschieden, das in die Nähe der Segmente 4 und 6 fällt (vgl. Pfeil in Abb. 18), dann wäre das Marketing-Mix auch auf diese Segmente auszurichten. Die Konsumenten dieser Gruppen wünschen ein sättigendes, malziges, starkes, nicht zu teures Bier, also eine Art Doppelbock- oder Maibockbier. Für den Einsatz der Marketingaktivitäten lassen sich aus den passiven Variablen wichtige Schlüsse ziehen. Insbesondere für die Abfassung der Werbebotschaft und die Bestimmung des Werbeträgers sind die zusätzlich erhobenen demographischen Merkmale, Einstel-

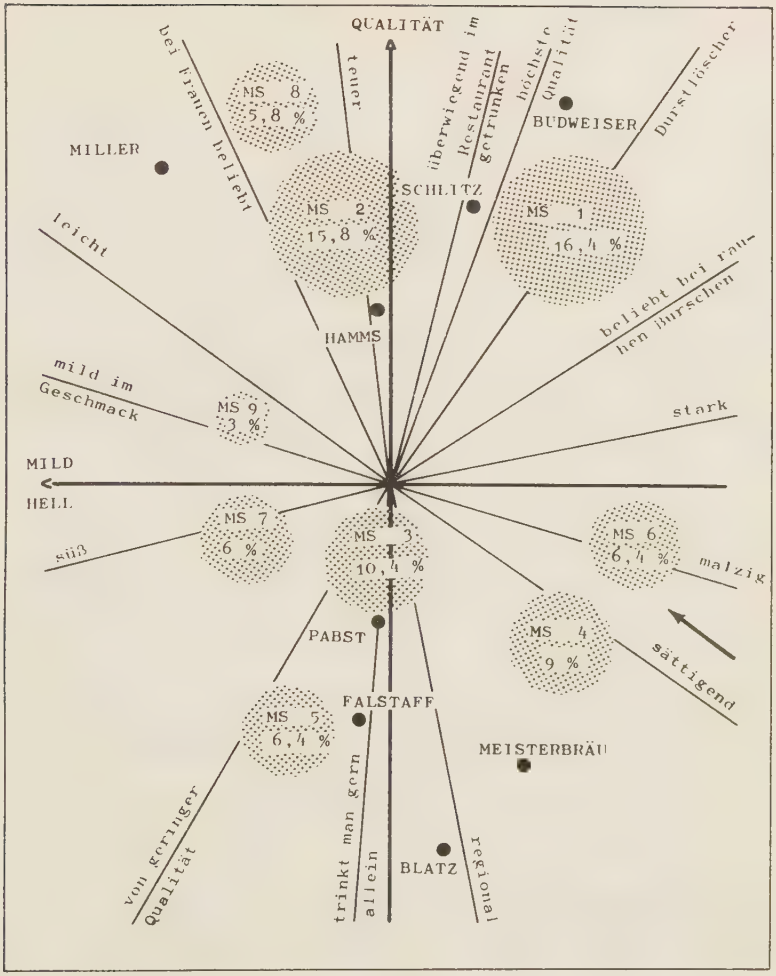

Abb. 18: Positionierung von 8 Biermarken und 9 Konsumentengruppen sowie Projektion von Eigenschaftsvektoren im zweidimensionalen Diskriminanzraum

lungs- und Verhaltensmerkmale zu berücksichtigen, um das neue Produkt nicht nur technisch genau in die Marktnische einpassen zu können.

Um ein solches Marktmodell entwickeln zu können, wird man in der Regel neben der Diskriminanzanalyse weitere multivariate Techniken einsetzen. So wenden LEHMANN und PESSEMIER[1] in einer Segmentierungsstudie über den Erfrischungsgetränkemarkt Klassifikationsverfahren und Skalierungsverfahren neben der Diskriminanzanalyse an.

Im folgenden sollen einige dem Problemkreis der Marktsegmentierung angehörende Fragestellungen aus der anwendungsorientierten Literatur genannt werden, in denen diskriminanzanalytische Techniken angewandt wurden:

- Können aufgrund ihrer Ausprägungen in ausgewählten Charakteristika Innovatoren von Nachkäufern getrennt werden, und welches sind die trennstärksten Charakteristika[2]? Besonders bei Produkten, bei denen der Kaufentscheidungsprozeß langwierig ist und die Abwägung vieler Faktoren (wie Risikofaktoren und sozialer Faktoren) erfordert, ist die Kenntnis solcher Charakteristika von großer Bedeutung. Meinungsführer üben hier einen starken Einfluß auf die Kaufent-

---

1 Vgl. Lehmann, D. R. und Pessemier, E. A., Market Structure Modeling Via Clustering and Discriminant Analysis, Working Paper No. 407, Purdue University 1973.

2 Vgl. Robertson, T. S. und Kennedy, J. N., Prediction of Consumer Innovators: Application of Multiple Discriminant Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. V, 1968, S. 64 - 69.

scheide der Nachkäufer aus[1]. Eine erfolgreiche Produkteinführung setzt daher die Kenntnis dieser die Innovatoren kennzeichnende Charakteristika voraus. In diesem Zusammenhang sei eine von KING[2] durchgeführte Analyse erwähnt, in der mit Hilfe der Diskriminanzanalyse versucht wird, Modeinnovatoren als ein einzelnes Marktsegment zu identifizieren.

- Durch welche Merkmale unterscheiden sich die Hörer verschiedener Rundfunksendungen[3]? Die Kenntnis der Hörerschaftsprofile erlaubt Rückschlüsse zur Werbegestaltung. Man sollte wissen, wo und wann die Zielgruppe angesprochen werden kann. Die Fragestellung läßt sich auf andere Medien wie Zeitschriften, Fernsehprogramme, Tageszeitungen usw. ausdehnen. Als Beispiel sei genannt: Soll im ersten oder zweiten Fernsehprogramm, zu welcher Zeit, an welchen Tagen und vor oder nach welchen Sendungen geworben werden?

- Wodurch unterscheiden sich die Käufer von neuen Automobilmodellen von denen alter Modelle, wenn beide Modelle gleichzeitig angeboten werden[4]?

---

1 Vgl. Rosenstiel, L. V., Psychologie der Werbung, Rosenheim 1969, S. 244 ff.

2 Vgl. King, C. W., The Innovator in the Fashion Adoption Process, in: Smith, G. L. (Hrsg.), Proceedings of the American Marketing Association 1964, S. 324 ff.

3 Vgl. Massy, W. F., Discriminant Analysis of Audience Chracteristics, in: Journal of Advertising Research 1965, in: Aaker, D. A. (Hrsg.), a.a.O., S. 117 - 127.

4 Vgl. Wiseman, F., A Segmentation Analysis on Automobile Buyers during the New Model Year Transition Period, in: Journal of Marketing, Vol. 35, 1971, S. 42 - 49.

- Durch welche Kaufverhaltensmerkmale unterscheiden sich die vom GfK-Institut entwickelten neun "Demotypen" bei Frauen, z. B. Arbeiterfrau, die junge Hausfrau, die junge Gebildete in der Großstadt, die ältere Landfrau[1]?

- Durch welche Merkmale unterscheiden sich die Frauen, die lieber in den Bekleidungsgeschäften der Vorstadt als in den großen Kaufhäusern der Innenstadt einkaufen? Zur Entwicklung einer Marktsegmentierungsstrategie für Damenbekleidungsfachgeschäfte in Vororten wandten SWEENEY und REIZENSTEIN[2] eine Diskriminanzanalyse an. Mit ihrer Hilfe konnten die Merkmale der Frauen, die den Einkauf in kleinen Vorortfachgeschäften dem Einkauf in den Kaufhäusern der Innenstadt vorziehen, deutlich gemacht werden. Anhand dieser unterschiedlichen Profile der beiden Käufergruppen wurden einige Verkaufsstrategien für die Vorortläden herausgearbeitet.

Es sollen also die unterschiedlichen Strukturen von Konsumentengruppen, Produkten oder Situationen aufgedeckt werden. Zeitlich aufeinanderfolgende Analysen könnten darüber hinaus Strukturverschiebungen sichtbar machen. Die Kenntnis solcher Strukturzusammenhänge liefert wertvolle Anhaltspunkte für die Festlegung der Marketing-Aktivitäten.

---

1 Vgl. Winkler, A., GfK-Demotypen - mit demographischen Merkmalen zum soziographischen Typ - Neue Wege der Nutzung demographischer Merkmale, S. 66 - 69.

2 Vgl. Sweeney, D. J. und Reizenstein, R. C., Developing Retail Market Segmentation Strategy for a Women's Speciality Store Using Multiple Discriminant Analysis, in: Becker, B. W. und Becker, H. (Hrsg.), Proceedings of the American Marketing Association, 1972, No. 34, S. 466 - 472.

Die Durchführung einer Diskriminanzanalyse ist bei Vorliegen mehrerer Gruppen nur noch mit Hilfe von EDV-Anlagen möglich. Hierbei kann jedoch auf vorliegende Programme zurückgegriffen werden. Das Programmpaket des SPSS[1] bietet mehrere Wahlmöglichkeiten zur Analyse, z. B. Rotation der Achsen, schrittweises Vorgehen. Die BMD-Programme[2] erlauben mehrere Versionen, z. B. ist BMD 07 M eine Prozedur, die schrittweise die trennschärfsten Variablen aufnimmt. Dagegen eignen sich die SSP-Programme[3] nur für kleine Datensätze, da maximal 5 Gruppen, 10 Variablen und 250 Beobachtungen aufgenommen werden können. Die Programmsammlung des Deutschen Rechenzentrums[4] enthält das Programm DISK, welches bis zu 60 Variablen und 50 Gruppen verarbeiten kann. Neben diesen Programmsammlungen sind weitere Computerprogramme in der einschlägigen Literatur zur multivariaten Analyse abgedruckt (z. B. COOLEY/LOHNES[5] oder OVERALL/KLETT[6]).

---

1 Vgl. Klecka, W. R., Discriminant Analysis: Subprogram DISCRIMINANT, a.a.O., S. 434 - 467.

2 Vgl. Dixon, W. J., BMD (Biomedical Computer Programs, a.a.O., S. 211 - 253.

3 Vgl. IBM, Application Program, System/360, SSP, a.a.O., S. 425 - 428.

4 Vgl. Faber, E., Multiple Diskriminanzanalyse und Zuordnungsverfahren, DISK-Hauptprogramm in FORTRAN IV, in: Gebhard, F., Statistische Programme des DRZ, Programm-Information, August 1969, S. 11 ff.

5 Vgl. Cooley, W. W. und Lohnes, P. R., Multivariate Data Analysis, a.a.O., S. 258 - 260.

6 Vgl. Overall, J. E. und Klett, C. J., Applied Multivariate Analysis, a.a.O., S. 301 - 306.

5 Ableitung homogener Konsumentengruppen mit Klassifikationsverfahren

5.1 Praktische Zielsetzung

Die Hauptschwierigkeit bei der Ableitung von Marktsegmenten liegt darin, solche Merkmale zu finden, die direkt mit den Kaufentscheidungen in Verbindung gebracht werden können[1], und die damit als Grundlage von Entscheidungen für den Einsatz des Marketing-Instrumentariums dienen können. Wenn zwischen den Merkmalen der Konsumenten und dem Kaufverhalten nur schwache Beziehungen vorliegen, dann dürfen diese Merkmale, auch wenn sie zu einer sehr guten Gruppentrennung führen, nicht für die Aufteilung in Marktsegmente verwandt werden, denn die erzeugte Gruppierung bezieht sich ausschließlich auf die Merkmale und nicht auf die Erklärung des Kaufverhaltens. Ein weiteres Problem ergibt sich, wenn die zur Gruppentrennung verwendeten Segmentierungsmerkmale miteinander korrelieren. Die Merkmale sind dann nicht mehr überschneidungsfrei, und es können über die Merkmalsausprägungen der Elemente keine direkten Aussagen hinsichtlich der Ähnlichkeit zwischen den Elementen gemacht werden. Deshalb sind die in den Merkmalslisten enthaltenen redundanten Informationen zu eliminieren. Diese genannten Probleme -die Auswahl geeigneter Segmentierungsmerkmale und die Eliminierung von redundanten Informationen- standen in den Kapiteln zwei, drei und vier im Mittelpunkt. Dabei wurde im vierten Kapitel von einer gegebenen Gruppierung ausgegangen, um die Relevanz der Variablen überprüfen zu können. Diese Gruppierung kann natürlich vorgegeben sein oder sich relativ leicht bestimmen lassen (z.B. Käufer oder Nichtkäufer der Marke Y). Oftmals ist

1 Vgl. Sheth, J. N., Marktsegmentierung als relevante Planungshilfe des Marketing, a.a.O., S. 129 - 142.

es jedoch die eigentliche Aufgabe der Marktforschung für die Zwecke einer differenzierten oder konzentrierten Marktbearbeitung, den heterogenen Gesamtmarkt erst einmal in einzelne in sich homogene Teilmärkte aufzuteilen. Diese Aufteilung der Konsumenten erfolgt dann in der Weise, daß Konsumenten mit gleichen oder ähnlichen Ausprägungen in den Merkmalen zu einer Gruppe zusammengefaßt werden. Die Verfahren, die auf dieser Grundlage eine Gesamtheit in relativ homogene Untergruppen aufteilen, werden hier als Klassifikationsverfahren bezeichnet. Daneben finden sich hierfür in der Literatur noch die Bezeichnungen "Clusteranalyse" und "Verfahren der numerischen Taxonomie". Bevor diese jedoch näher dargestellt und für die Zwecke der Marktsegmentierung beurteilt werden, sollen einige praktische Überlegungen angestellt werden, wie eine Einteilung der Konsumenten entwickelt werden kann, aus der sich dann auch Maßnahmen für Entscheidungen im Marketing-Mix ableiten lassen.

Zur Bildung von Marktsegmenten sei ein zweistufiges Vorgehen vorgeschlagen. Dabei werden die Konsumenten zuerst aufgrund ihrer Produkterwartungen und -ansprüche, danach aufgrund ihrer Beurteilungen bestehender Produkte klassifiziert. Die Gruppierung nach den Ansprüchen und Erwartungen, die an ein Produkt gestellt werden, erfolgt, um Konsumentengruppen mit gleichen oder ähnlichen Beurteilungskriterien zu finden. Innerhalb der einzelnen Gruppen werden dann weitere Klassifikationen aufgrund der Beurteilung bestehender Produkte vorgenommen[1]. Aus den sich hieraus ergebenden Gruppierungen können nun wertvolle Erkenntnisse für die Gestaltung der Marketingstrategie gewonnen

---

1 Vgl. Lessing, V. P. und Tollefson, J. O., Market Segment Identification through Consumer Buying Behavior and Personal Chracteristics, in: Engel, J. F., Fiorillo, H. F. und Cayley, M. A. (Hrsg.), Market Segmentation - Concepts and Applications, New York 1972, S. 435 - 455.
Die genannten Verfasser schlagen eine ähnliche Vorgehensweise vor.

werden. Werden beispielsweise größere Differenzen zwischen Produktansprüchen und den Beurteilungen bestehender Produkte festgestellt, so kann das darauf zurückzuführen sein, daß einer vorhandenen Nachfrage kein Angebot gegenübersteht.

5.2 Aufgabenstellung der Klassifikationsverfahren

In dem folgenden Abschnitt soll die grundlegende Aufgabenstellung der Klassifikationsverfahren dargestellt werden. Dabei wird von p Elementen (k=1,...,p) ausgegangen, die durch n Variablen (j=1,...,n) beschrieben sind. Die Elemente sollen jetzt in der Weise nach diesen Variablen in r Gruppen (l=1,...,r) eingeteilt werden, daß die Elemente innerhalb einer Gruppe sich möglichst ähnlich sind, während die verschiedener Gruppen sich möglichst unähnlich sein sollen.

Das folgende hypothetische B e i s p i e l wird nun die Problemstellung veranschaulichen. Anhand der beiden Variablen X_1 und X_2 wird versucht, p=40 Personen in r=4 möglichst homogene Gruppen einzuteilen. Die hier angenommenen Daten sind in Tabelle 16 wiedergegeben. Die beiden Variablen spannen einen zweidimensionalen Variablenraum auf, in welchem die Personen entsprechend ihrer Variablenwerte als Punkte dargestellt sind (vgl. Abb. 19).

Die Zahl der Möglichkeiten, p Personen in r Klassen aufzuteilen, kann nach der Formel[1]

$$Z\ (p,r) = \frac{1}{r!} \sum_{i=0}^{r} (-1)^i \binom{r}{i} (r-i)^p$$

berechnet werden. Für große Werte von p und kleine Werte von r ist eine Approximation durch

$$Z\ (p,r) = \frac{r^p}{r!}$$

möglich. Für das Beispiel ergibt sich hiernach bei vier zu bildenden Klassen $5{,}037 \times 10^{22}$ Gruppierungsmöglichkeiten. Diese Zahl erhöht sich natürlich, wenn noch nicht festgelegt ist, wieviel Gruppen gebildet werden sollen.

---

1 Vgl. Bock, H. H., Automatische Klasifikation - Theoretische Methoden zur Gruppierung und Strukturierung von Daten (Cluster-Analyse), Göttingen 1974, S. 110.

Person k	Variable X_1	Variable X_2	Person k	Variable X_1	Variable X_2
1	6	6	21	4	6
2	7	4	22	5	6
3	6	2	23	4	5
4	7	4	24	4	7
5	5	5	25	6	3
6	8	5	26	2	4
7	8	4	27	3	5
8	6	4	28	5	5
9	6	3	29	4	5
10	9	3	30	3	4
11	10	5	31	9	10
12	11	6	32	8	9
13	10	3	33	7	8
14	11	5	34	6	8
15	10	6	35	7	9
16	9	4	36	9	9
17	12	5	37	6	9
18	8	4	38	6	10
19	9	7	39	7	7
20	10	5	40	8	11

Tabelle 16: Ausgangsdaten für das hypothetische Beispiel zur Klassifikation

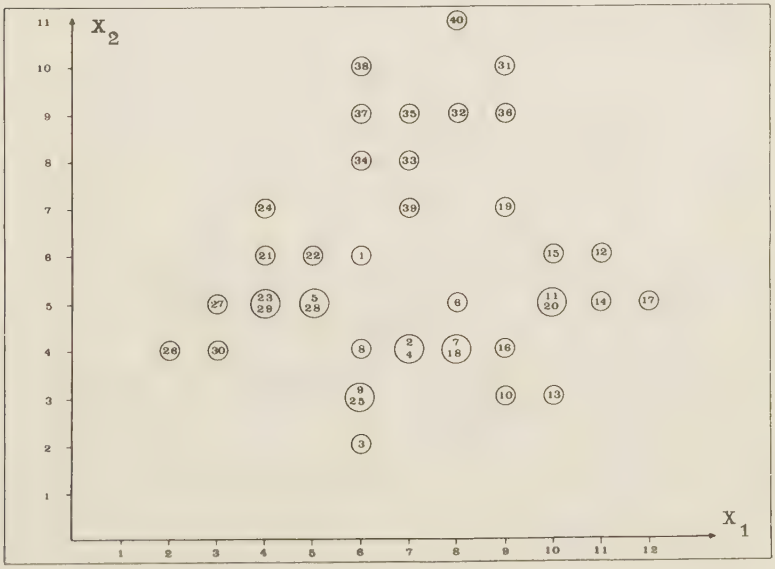

Abb. 19: Graphische Darstellung von 40 Personen nach den Variablen X_1 und X_2

Denkbar, aber wegen der großen Zahl der Klassifikationsmöglichkeiten praktisch kaum realisierbar, wäre jetzt das Vorgehen, anhand eines Gütekriteriums (z. B. möglichst große Zwischengruppenvarianzen oder möglichst kleine Innergruppenvarianzen) alle möglichen Gruppierungen miteinander zu vergleichen und die Klassifikation auszuwählen, die dieses Kriterium am besten erfüllt. In diesem Fall der zweidimensionalen Verteilung ist eine vollständige Überprüfung der Gruppierungen jedoch nicht notwendig, da anhand unseres räumlichen Vorstellungsvermögens nur wenige Gruppierungsmöglichkeiten in Betracht kommen.

Aufgrund einer rein visuellen Gruppenaufteilung habe sich die in Abb. 20 wiedergegebene Klassifikation ergeben. Die vier Gruppen sind durch die gestrichelten Umrandungen gekennzeichnet.

Abb. 20: Visuelle Klassifikation der 40 Personen in vier Gruppen

Diese Klassifikation kann jedoch nur als eine von mehreren sinnvollen angesehen werden, solange kein operationales Gütekriterium vorliegt. Aus diesem Grunde und weil darüber hinaus die Möglichkeiten der visuellen Klassifikation auf maximal drei Merkmale beschränkt sind, ist die Verwendung von heuristischen Suchalgorithmen notwendig, die von vornherein nur eine begrenzte Zahl von Gruppierungen untersuchen. Unter dieser begrenzten Zahl von Möglichkeiten wird durch systematisches Absuchen die beste Klassifikation bestimmt[1]. Hierzu ist es zunächst notwendig, ein Ähnlichkeits- bzw. Unähnlichkeitsmaß festzulegen. Die Wahl eines geeigneten Maßes wird in erster Linie von dem Meßniveau der Daten, aber auch von dem zu verwendenden Suchalgorithmus bestimmt. Im allgemeinen werden solche Maße verwendet, die die Ähnlichkeitsbeziehungen durch Distanzen ausdrücken. Aus der Vielzahl dieser Maße soll hier lediglich die EUKLIDsche Distanz dargestellt werden, da dieses Maß dem räumlichen Abstandsbegriff entspricht[2]. Hiernach ergibt sich die Distanz zwischen zwei Personen, indem die direkte Verbindung zwischen ihnen gemessen wird. Nach dem Satz von PYTHAGORAS kann diese Distanz berechnet werden. Es ergibt sich für die Personen A und B

$$d\,(A, B) = \sqrt{(x_{A1} - x_{B1})^2 + (x_{A2} - x_{B2})^2} \qquad (5.2 - 1)$$

---

1 Vgl. Vogel, F., Zur Klassifikation von Einheiten anhand binärer Merkmale, Vortrag, gehalten vor dem Ausschuß "Neuere Statistische Methoden" der Deutschen Statistischen Gesellschaft am 5. Okt. 1973, S. 297.

2 Eine umfassende Zusammenstellung von Ähnlichkeits- und Distanzmaßen findet sich bei Sodeur, W., Empirische Verfahren zur Klassifikation, Stuttgart 1974, S. 75 ff.

Zu den aus nichtmetrischen Daten abgeleiteten Ähnlichkeitsmaßen vgl. Anderberg, M. R., Cluster Analysis for Applications, New York, London 1973, S. 75 ff u. 114 ff.

Nach dieser Formel wurden die EUKLIDschen Distanzen für das auf Seite 119 angeführte hypothetische Beispiel berechnet. In Tabelle 17 ist ein Auszug aus dieser Distanzmatrix wiedergegeben.

Person k	1	2	3	4	5	6	7	...	39	40
1	-	2,24	4,00	2,24	1,41	2,24	2,83	...	1,41	5,39
2	2,24	-	2,24	-	2,24	1,41	1,00	...	3,00	7,07
3	4,00	2,24	-	2,24	3,16	3,61	2,83	...	5,10	9,22
4	2,24	-	2,24	-	2,24	1,41	1,00	...	3,00	7,07
5	1,41	2,24	3,16	2,24	-	3,00	3,16	...	2,83	6,71
6	2,24	1,41	3,61	1,41	3,00	-	1,00	...	2,24	6,00
7	2,83	1,00	2,83	1,00	3,16	1,00	-	...	3,16	7,00
.	.	.	.	.	.	.	.	...	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	...	.	.
.	.	.	.	.	.	.	.	...	.	.
39	1,41	3,00	5,10	3,00	2,83	2,24	3,16	...	-	4,12
40	5,39	7,07	9,22	7,07	6,71	6,00	7,00	...	4,12	-

Tabelle 17: Auszug aus der Distanzmatrix des hypothetischen Beispiels zur Klassifikation

Um Distanzen in einem n-dimensionalen Raum berechnen zu können, wird (5.2 - 1) zu

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (x_{Ai} - x_{Bi})^2} \qquad (5.2\text{-}2)$$

Statt dieser Distanz wird auch häufig ihr Quadrat verwendet, um den größeren Distanzen ein stärkeres Gewicht geben zu können.

Um mit diesen Distanzmaßen die Klassenbildung steuern zu können, ist ein Entscheidungskriterium notwendig. Solch ein Entscheidungskriterium wird in Form eines Gütekriteriums angegeben, das entweder anzeigt, wie ähnlich sich die in den einzelnen Gruppen zusammengefaßten Elemente sind (Homogenitätsmaß) oder wie unähn-

lich die gebildeten Gruppen sind (Heterogenitätsmaß). Weiterhin sind Zuordnungsregeln aufzustellen, nach denen unter Berücksichtigung des Gütemaßes die Klassenbildung erfolgen soll.

Der allgemeine Ablauf einer Klassifikation kann in etwa durch die folgenden 7 Schritte zusammengefaßt werden[1]:

(1) Auswahl der zu klassifizierenden Elemente,
(2) Auswahl von problemrelevanten Merkmalen und deren Aufbereitung,
(3) Auswahl eines Ähnlichkeits- oder Unähnlichkeitsmaßes,
(4) Bestimmung eines Gütekriteriums für eine gebildete Klassifikation,
(5) Festlegung von Algorithmen, nach denen die Zuordnung erfolgen soll,
(6) Entscheidung für eine Klassenanzahl und
(7) Beschreibung der gefundenen Gruppen und die Beurteilung hinsichtlich der Gruppenhomogenität und eventuell die Analyse der Wirkung der Variablen auf die Gruppierung.

---

1 Vgl. Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation, -Unter besonderer Berücksichtigung von Alternativmerkmalen, Göttingen, 1975, S. 46 f.

5.3 Einordnung der Klassifikationsverfahren

Die Klassifikationsverfahren sollen homogene Gruppen finden, die in einer Elementmenge enthalten sind. Die Gruppenbildung erfolgt aufgrund der Merkmalsausprägungen der Elemente in der Weise, daß Elemente, die ähnliche Merkmalsausprägungen aufweisen, zu Gruppen zusammengefaßt werden. Hierbei sind verschiedene Wege möglich. Ein grundlegender Unterschied in den Vorgehensweisen liegt darin, ob die Merkmale sukzessiv (monothetische Verfahren) oder simultan (polythetische Verfahren) verwendet werden.

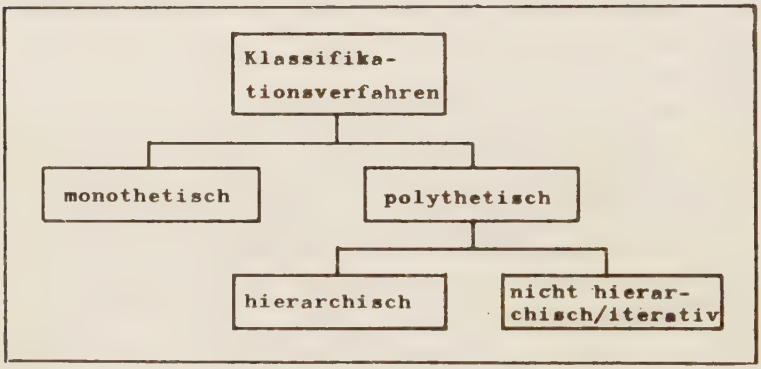

Abb. 21: Einordnung der Klassifikationsverfahren

Bei den monothetischen Verfahren[1] wird der gesamte Datensatz durch fortschreitende Aufteilung in sich ausschließende Untergruppen zerlegt. Zur Gruppentrennung

1 Vgl. Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation - unter besonderer Berücksichtigung von Alternativmerkmalen, Göttingen 1975, S. 210 ff.

Vgl. Bock, H. H., Automatische Klassifikation ..., a.a.O., S. 23.

wird hierbei auf jeder Stufe nur ein Merkmal verwandt. Diese Vorgehensweise setzt damit voraus, daß die Merkmale nach ihrer Bedeutung für die Gruppentrennung geordnet werden können. Die Anwendung dieser Verfahren ist besonders dann angemessen, wenn die Zahl der Elemente sehr groß ist und lediglich erste Erkenntnisse über die Zusammensetzung der Elementmenge gewonnen werden sollen.

Zu diesen monothetischen Verfahren kann das der AID (automatic interaction detector) gerechnet werden. Diese Methode teilt den Objektumfang nach einem vorgegebenen Klassifikationskriterium sukzessiv in jeweils zwei Untergruppen. Auf der ersten Stufe wird der gesamte Datensatz nach dem Merkmal, das die geringste Innergruppenvarianz garantiert, in zwei Gruppen getrennt. Auf der nächsten Stufe werden die beiden gebildeten Gruppen wieder in zwei Untergruppen aufgeteilt, und zwar für jede einzelne Gruppe nach dem Merkmal, das wieder die geringste Innergruppenvarianz verspricht[1]. Dieser Prozeß wird fortgesetzt, solange noch genügend große Gruppen verbleiben. Das Verfahren wurde Anfang der 70er Jahre in der amerikanischen Marketingliteratur eingehend behandelt.

Da der Output eines AID-Laufes durch die große Anzahl von Dichotomien (Zweiteilungen) interessante Diagramme liefert, wurde das Verfahren vielfach zur Lösung von Marktsegmentierungsfragestellungen herangezogen.

---

1 Vgl. Staelin, R., Another Look at AID, in: Journal of Advertising Research, Vol. 11, No. 5, 1971, S. 23 - 27.
Vgl. Frank, R. E. und Massy, W. F., Noise Reduction in Segmentation Research, a.a.O., S. 43 ff.

Diese Dichotomien brauchen jedoch in bezug auf die optimale Anzahl und die Zusammensetzung der Konsumentengruppen nicht unbedingt Relevanz zu besitzen[1]. Darüberhinaus betrachtet das AID-Verfahren die Wirkung der Variablen getrennt, eine simultane Verarbeitung, wodurch die multivariaten Verfahren gerade gekennzeichnet sind, ist nicht möglich. Deshalb soll auf dieses Verfahren hier nicht weiter eingegangen werden und die weitere Diskussion allein auf Verfahren beschränkt sein, die gleichzeitig alle Merkmale für die Gruppenbildung verwenden. Diese polythetischen Klassifikationsverfahren können grundsätzlich nach ihrer Vorgehensweise zur Klassenbildung in hierarchische und nicht-hierarchische (iterative) Verfahren unterschieden werden.

Sind die einzelnen Klassen"nach Art eines Stammbaums"[2] aufgebaut, so daß jede Klasse durch Vereinigung der direkt unter ihr stehenden Klassen entsteht, dann liegen hierarchische Klassifikationsverfahren vor. Sie beginnen den Gruppierungsprozeß im allgemeinen[3] auf der höchsten Homogenitätsstufe mit r Klassen von je einem

---

1 Vgl. Gatty, R., Main Problems of Multivariate Analysis for Market Segmentation, a.a.O., S. 133 ff.

Vgl. Doyle, P. und Fenwick, J., The Pitfalls of AID Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. XII, Nov. 1975, S. 408 - 413.

2 Bock, H. H., Automatische Klassifikation ..., a.a.O., S. 357.

3 Die übliche Vorgehensweise von r Klassen hin zu einer Klasse wird in der Literatur als agglomerativ bezeichnet. Der umgekehrte Ablauf von einer Klasse hin zu r Klassen - die divisive Vorgehensweise - hat bisher kaum Bedeutung erlangt.

Weitere Ausführungen zu den divisiven Verfahren finden sich bei
Bock, H. H. Automatische Klassifikation ..., a.a.O., S. 411 ff.
Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation ..., a.a.O., S. 339 ff.

Element. Die Anforderungen an die Homogenität werden dann schrittweise gesenkt, indem auf den folgenden Fusionsstufen ähnliche Klassen nach einem vorgegebenen Kriterium zusammengefaßt werden. Am Ende des Gruppierungsprozesses gehören alle Elemente einer Klasse an. Diesen hierarchischen Klassenbildungsprozess kann man graphisch durch ein Dendrogramm deutlich machen (vgl. Abb. 22).

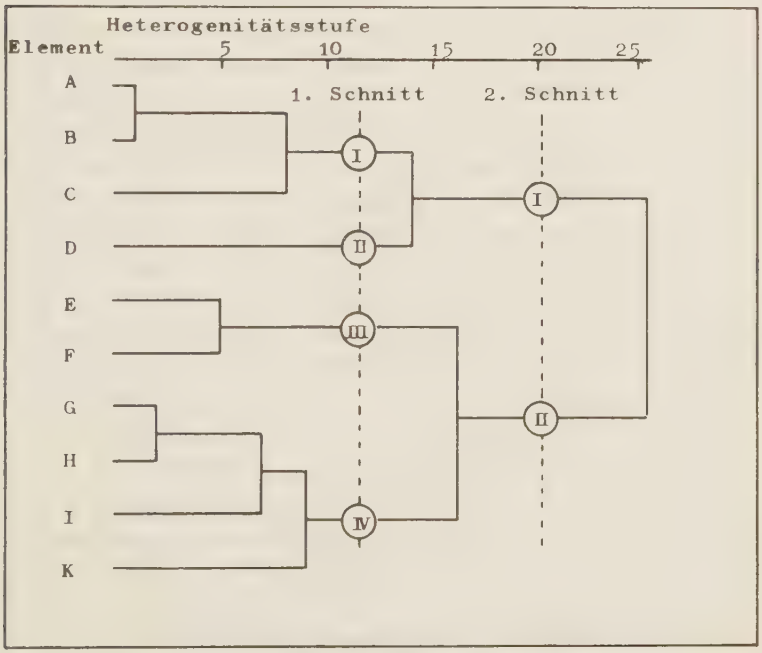

Abb. 22: Schematische Darstellung einer hierarchischen Klassifikation (Dendrogramm)

Die hier dargestellten zehn zu klassifizierenden Elemente sind durch die Buchstaben A bis K gekennzeichnet und auf der vertikalen Achse abgetragen. Senkrecht zu dieser Grundlinie ist eine Meßskala angegeben, auf der die Heterogenität für die entsprechende Gruppierung abgelesen werden kann.[1] In diesem Fall ist das Heterogenitätsmaß auf 25 Stufen standardisiert. Auf der 1. Stufe der Darstellung werden die Elemente A und B zusammengefaßt, auf der 2. Stufe G und H, auf der 5. Stufe dann erst die Elemente E und F. Die Aufteilung der Elemente in mehrere Klassen kann graphisch durch vertikale Schnitte durch das Dendrogramm veranschaulicht werden. Die Entscheidung hinsichtlich der Anzahl der zu bildenden Klassen ist hauptsächlich subjektiv bestimmt, da man zwischen Klassenzahl und Homogenitätsanforderung abstimmen muß. Anhaltspunkte hierfür können durch den Wert des Heterogenitätsmaßes gewonnen werden. Der in der graphischen Darstellung eingetragene erste Schnitt ergibt die vier Klassen I, II, III und IV, wobei A, B, und C die erste Klasse, D allein die zweite Klasse, E und F die dritte Klasse und G, H, I und K die vierte Klasse bilden. Diese Aufteilung in vier Klassen ist nach der 9. Heterogenitätsstufe erreicht. Auf der 14. Stufe werden dann die beiden ersten Gruppen zusammengefaßt und auf der 16. Stufe die beiden anderen, so daß nach der 16. Stufe nur noch zwei Klassen vorliegen, die dann auf der letzten Stufe, die der größten Heterogenität, zu einer einzigen Klasse zusammengefaßt werden.

---

1 Vgl. Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation ..., a.a.O., S. 239.

Die meisten hierarchischen Verfahren benötigen nicht den ständigen Rückgriff auf die ursprüngliche Datenmatrix, um die Distanzen zwischen neugebildeten Klassen berechnen zu können[1], sondern können über eine von LANCE und WILLIAMS[2] entwickelte Rekursionsformel die nach einer vollzogenen Klassenbildung entstandenen neuen Distanzen aus der auf der vorhergehenden Fusionsstufe entwickelten Distanzmatrix berechnen. Diese Möglichkeit erleichtert in entscheidender Weise die Handhabung der Verfahren, da die Programmierung vereinfacht und die Rechengeschwindigkeit erhöht wird.

Die nicht-hierarchischen (iterativen) Klassifikationsverfahren versuchen, die Elemente auf eine vorher bestimmte Anzahl Gruppen in der Weise aufzuteilen, daß die sich ergebende Klassifikation im Hinblick auf ein angegebenes Gütekriterium optimal ist. Da eine exakte Optimierung nur durch die vollständige Enumeration möglich ist, diese jedoch, wie vorher in Abschnitt 5.2 erklärt wurde, nicht praktikabel ist, wird auf i t e r a t i v e m Wege versucht, eine Annäherung an die optimale Gruppierung zu finden.

Die generelle Vorgehensweise der iterativen Verfahren kann wie folgt umschrieben werden (vgl. Abb. 22)[3]:

Es wird eine Anfangsgruppierung mit festgelegter Gruppenzahl vorgegeben. Diese Startpartition kann durch

---

1 Vgl. Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation ..., a.a.O., S. 291.

2 Vgl. Lance, G. N. und Williams, W. T., A Generalized Sorting Strategie for Computer Classifications, in: Nature 1966, S. 218 ff.

3 Vgl. Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation ..., a.a.O., S. 218 f.

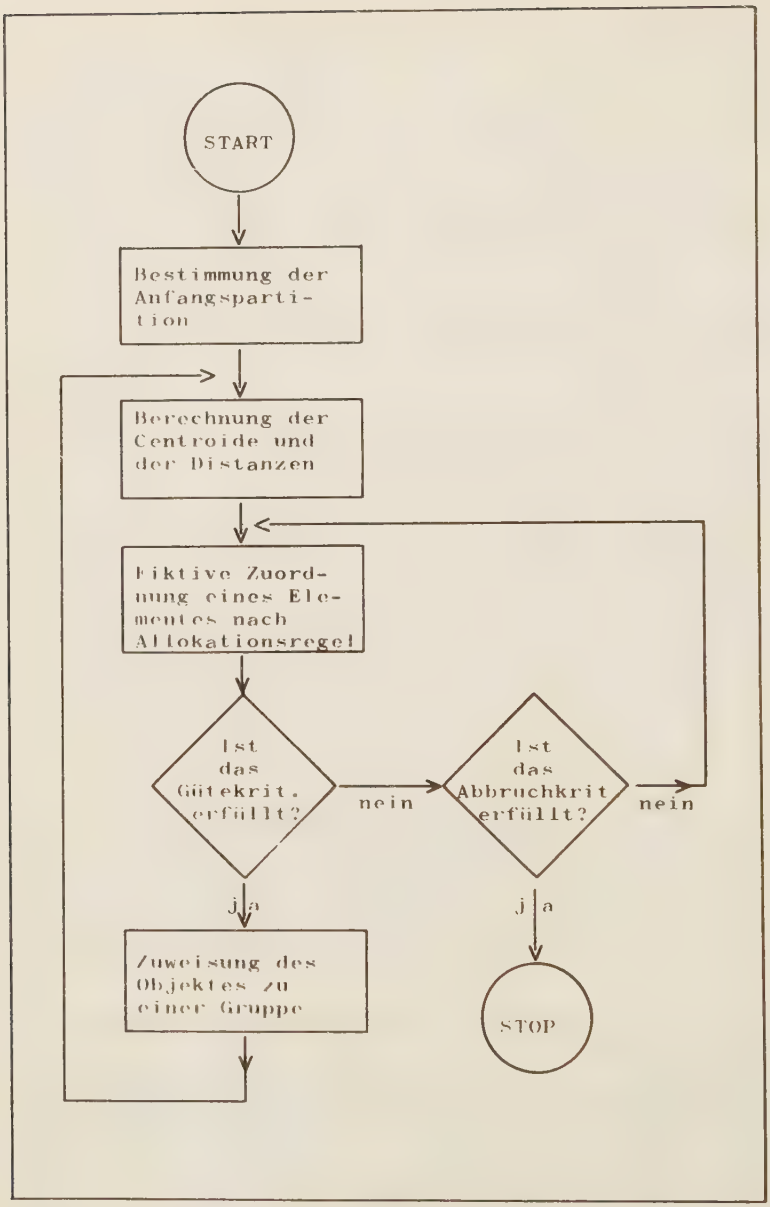

Abb. 23: Allgemeines Ablaufschema der iterativen Klassifikationsverfahren

zufällige Aufteilung der Elemente auf die Gruppen oder aufgrund von Vorinformationen (eventuell durch andere Klassifikationsverfahren) gebildet werden. Ausgehend von dieser Anfangspartition werden die Elemente nach einer festgelegten Regel systematisch umgruppiert, so daß bei jeder einzelnen Umsetzung eines Elementes ein vorgegebenes Gütekriterium optimiert wird. Diese systematischen Umgruppierungen werden so lange durchgeführt, bis keine Verbesserungen hinsichtlich des Gütekriteriums mehr möglich sind.

Neben dieser gemeinsamen Vorgehensweise der iterativen Verfahren finden sich ihre Unterschiede vor allem in der Wahl des Gütekriteriums, der Festlegung der Startgruppierung sowie in der Zahl der gleichzeitig möglichen Verschiebungen[1].

---

1 Vgl. Bock, H. H., Automatische Klasifikationen ..., a.a.O., S. 219 ff.

5.4 Darstellung ausgewählter Verfahren

Im folgenden werden einige ausgewählte Klassifikationsverfahren kurz beschrieben und mit ihnen Berechnungen durchgeführt. Dabei wird auf das in Abschnitt 5.2 angeführte Beispiel zurückgegriffen, bei dem 40 Personen aufgrund ihrer Merkmalsausprägungen in den Variablen X_1 und X_2 in vier möglichst homogene Gruppen eingeteilt wurden. Den Berechnungen mit den h i e r a r c h i s c h e n Verfahren liegen die bei ANDERBERG[1] angegebenen Programme zugrunde. Für die i t e r a t i v e n Verfahren wurden die von SPÄTH[2] dargestellten Programme gewählt.

Das Verfahren Single Linkage (Nearest Neighbour) verwendet als Distanz zweier Gruppen die Entfernung zwischen den am nächsten zusammenliegenden Elementen der Gruppen. Bei der Zuordnung der Elemente wird gefordert, daß die Entfernung eines Elementes zu mindestens einem anderen Element seiner Gruppe kleiner ist als die Entfernung zu jedem Element anderer Gruppen. Das Ergebnis der nach diesem Kriterium durchgeführten Berechnungen

---

1 Vgl. Anderberg, M. R., Cluster Analysis for Applications, a.a.O., S. 278 ff.

Die Programme wurden modifiziert und erweitert, vgl. hierzu

Möllers, H., Multivariate Ansätze zur Analyse der regionalen Infrastrukturausstattung, unveröffentlichtes Manuskript, Münster 1976.

Sitterberg, G., Multivariate Analyse der Entwicklung von Städten - Eine empirische Untersuchung unter besonderer Berücksichtigung numerischer Klassifikationsverfahren, unveröffentlichtes Manuskript, Münster 1976.

2 Vgl. Späth, H., Cluster-Analyse -Algorithmen ..., a.a.O.,

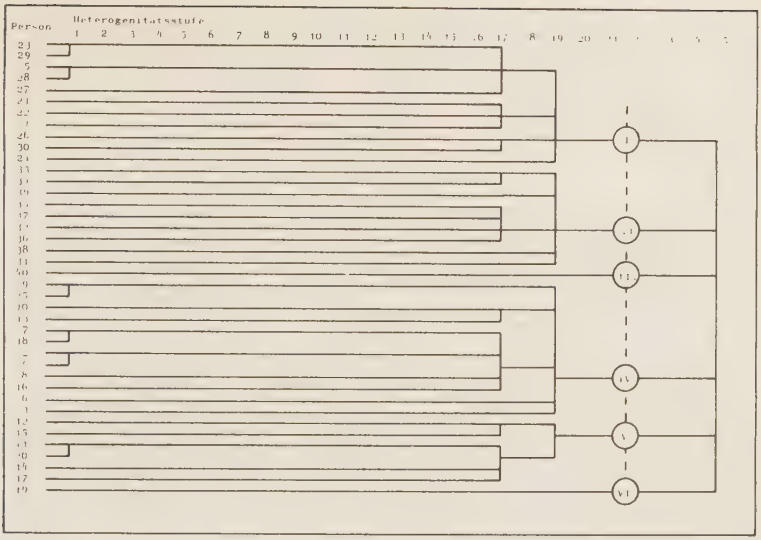

Abb. 24: Dendrogramm nach dem Verfahren Single-Linkage

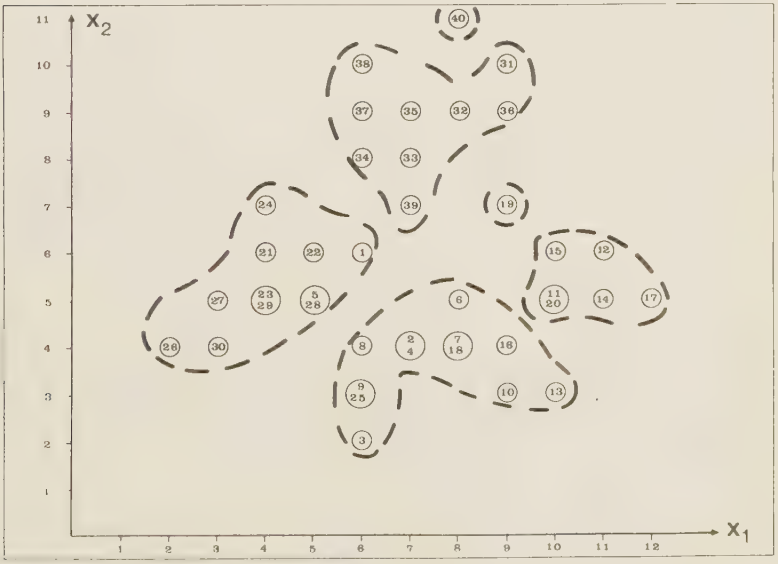

Abb. 25: Aufteilung von 6 Gruppen nach dem Verfahren Single Linkage

ist in Abb. 24 in Form des Dendrogramms wiedergegeben. Aufgrund dieses Dendrogramms kann eine Aufteilung der Elemente in 6 Gruppen als sinnvoll angesehen werden, die graphische Wiedergabe dieser Aufteilung ist der Abb. 25 zu entnehmen.

Während die Methode Single Linkage die geringste Entfernung zwischen zwei Elementen verschiedener Gruppen zur Entscheidungsgrundlage macht, baut das Verfahren Complete Linkage (Furthest Neighbour) auf einer maximalen Distanz auf. Das Verfahren nimmt als Distanz zwischen zwei Gruppen den größten Abstand zwischen den Elementen zweier Klassen. Hierdurch wird erreicht, daß die auf einer bestimmten Fusionsstufe bestehenden Gruppen keine zwei Elemente besitzen, die eine größere Entfernung zueinander haben, als es das Heterogenitätsmaß angibt.

Diese beiden Verfahren verwenden zur Gruppenbildung jeweils nur eine Distanz. Die damit verbundene Gefahr, daß eine einzige Distanz den gesamten Klassifikationsablauf bestimmen kann, wird durch die Bildung von durchschnittlichen Distanzen ausgeschaltet. Dieser Gedanke wird in den Verfahren Centroid Sorting, Median Method, Group Average, Mittelwertmethode und Average Linkage aufgegriffen.

Das Verfahren Centroid Sorting mißt die Distanz zwischen zwei Klassen durch die EUKLIDsche Distanz zwischen den "zentralen Punkten"[1] der Klassen, den Centroiden. Die nach einer erfolgten Fusion notwendige

---

1 Vgl. Bock, H. H., Automatische Klassifikation ..., a.a.O., S. 100 f.

Berechnung des neuen Gruppencentroiden berücksichtigt die Anzahl der Elemente der Klassen. Die größere der beiden zu fusionierenden Klassen erhält ein größeres Gewicht und damit verlagert sich der neue Centroid in Richtung der stärkeren Gruppe. Dieser Einfluß der unterschiedlichen Gruppengrößen auf die Lage des neuen Centroiden wird in dem Verfahren Median Method ausgeschaltet, indem die Gruppen unabhängig von ihrer Größe gleiches Gewicht erhalten. Die Ergebnisse nach Median Method sind in Abb. 26 und 27 wiedergegeben.

Centroid Sorting und Median Method geben die Gruppendistanz über die Distanzen zwischen den Centroiden an. Damit wird bei der Gruppenbildung nur die zentrale Lage der Gruppen berücksichtigt, nicht jedoch die Verteilung der einzelnen Punkte um diesen repräsentativen Wert und damit die gesamte Gruppenstruktur. Das Verfahren Group Average berücksichtigt diese Gruppenstruktur, indem eine durchschnittliche Distanz aus allen Distanzen berechnet wird. Bei der Gruppenbildung werden dann auf jeder Fusionsstufe die Gruppen vereinigt, bei denen diese durchschnittliche Distanz am geringsten ist. Werden neben den durchschnittlichen Zwischengruppendistanzen noch die durchschnittlichen Innergruppendistanzen berücksichtigt, dann liegt das Verfahren Average Linkage[1] vor. Die Ergebnise nach diesen beiden Verfahren sind in Abb. 28 und 29 bzw. in Abb. 30 und 31 wiedergegeben.

---

1 Vgl. Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation ..., a.a.O., S. 304 ff.

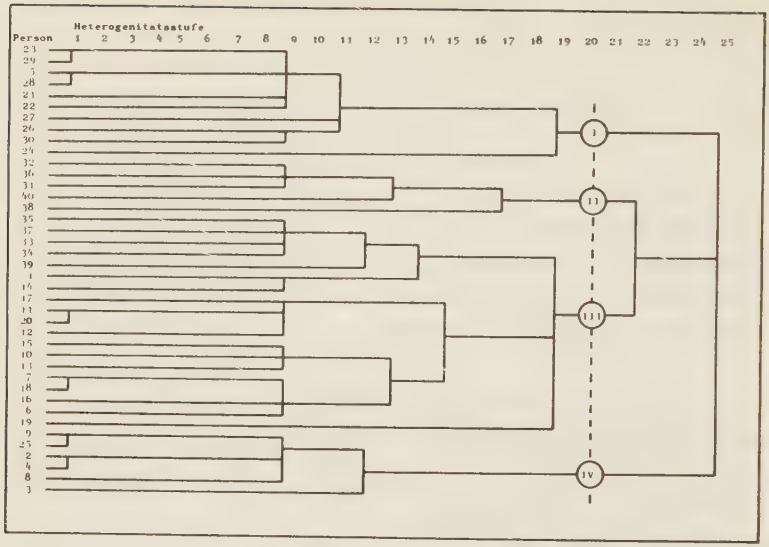

Abb. 26: Dendrogramm nach dem Verfahren Median Method

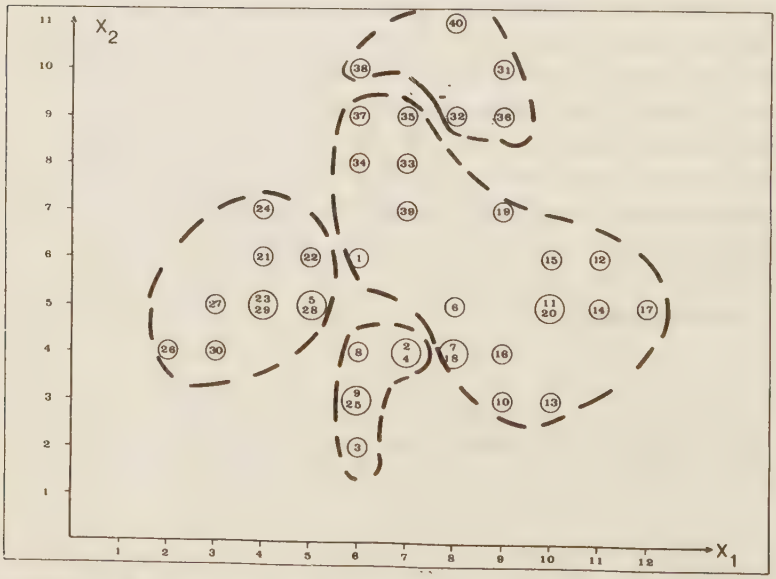

Abb. 27: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren Median Method

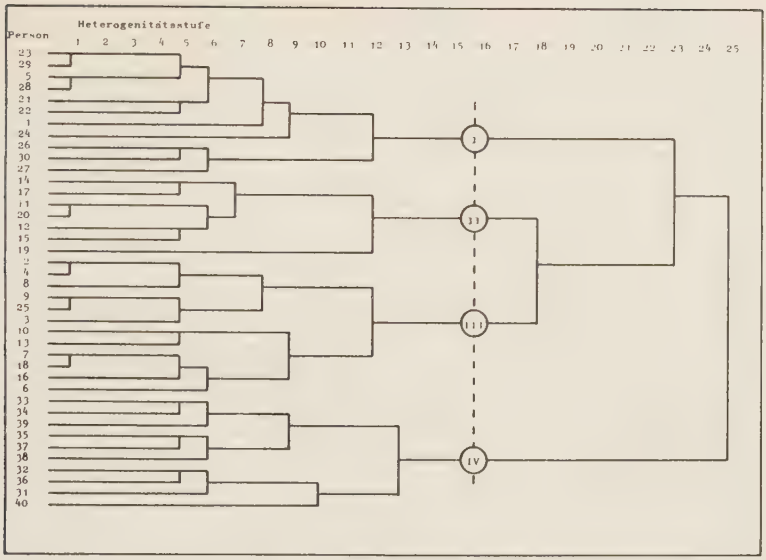

Abb. 28: Dendrogramm nach dem Verfahren Group Average

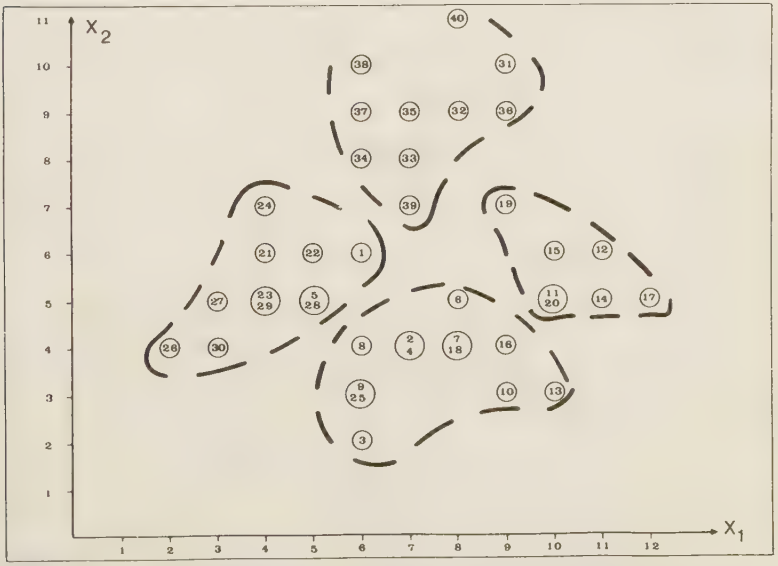

Abb. 29: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren Group Average

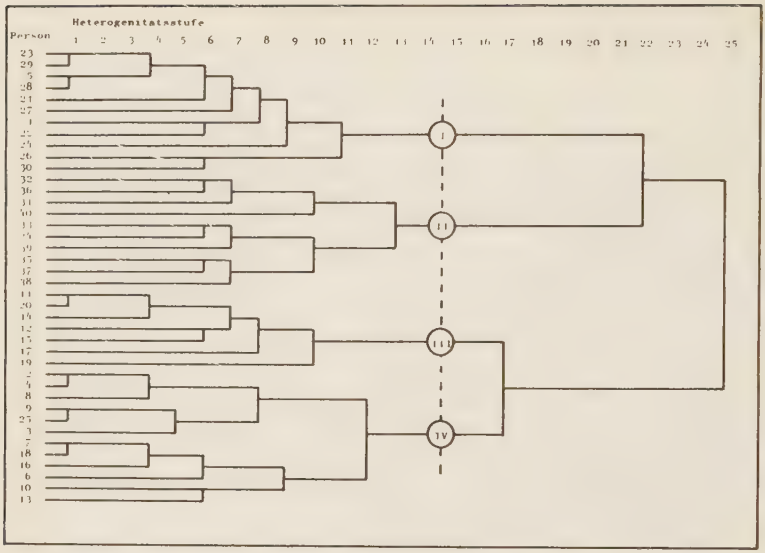

Abb. 30: Dendrogramm nach dem Verfahren Average Linkage

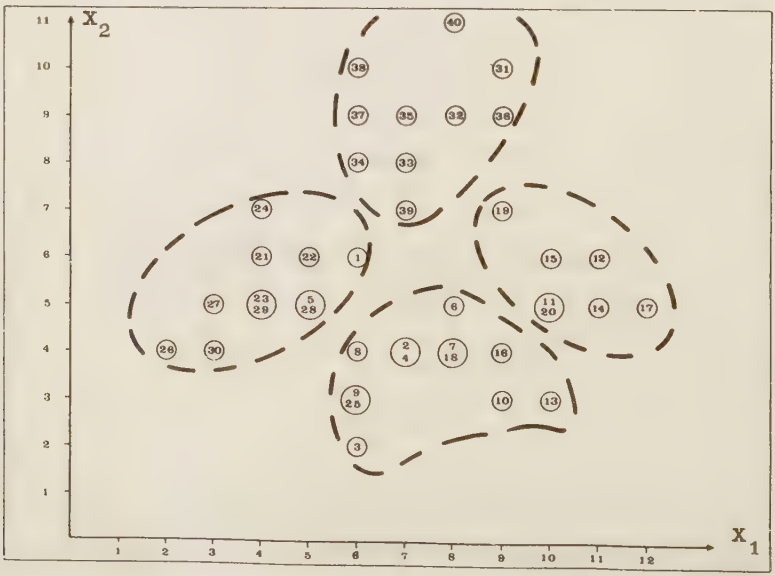

Abb. 31: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren Average Linkage

Bei den Verfahren Group Average und Average Linkage werden wie bei Centroid Sorting durch die Distanzberechnung die größeren Gruppen stärker gewichtet. Diese unterschiedliche Gewichtung kann, falls das überhaupt erwünscht ist, nach einem Vorschlag von SOKAL und MICHENER[1] (Mittelwertmethode) ausgeschaltet werden[2].

Wird der durch eine Gruppenfusion entstandene Informationsverlust durch das Anwachsen der summierten quadratischen euklidischen Distanzen der Elemente zum Centroiden der Klasse gemessen, dann liegt eine dem Varianzkriterium[3] entsprechende Zuordnung vor: Auf jeder Fusionsstufe werden diejenigen Gruppen zusammengefaßt, die nach der Fusion den minimalen Zuwachs zur Innergruppenstreuung erzeugt haben. Die Ergebnisse nach diesem von WARD[4] entwickelten Algorithmus sind in Abb. 32 und 33 wiedergegeben.

Die acht bisher erwähnten Verfahren waren hierarchischer Art. Von den iterativen Methoden[5], deren Grundzüge im Abschnitt 5.3 erläutert wurden, soll jetzt das K-Means-Verfahren dargestellt werden. Die Ausführungen sollen auf die-

---

1 Vgl. Sokal, R. R. und Michener, C. D., A Statistical Method for Evaluation Systematic Relationships, in: The University of Kansas Science Bulletin, No. 38, 1958, S. 1409 - 1438.

2 Vgl. Späth, H., Cluster-Analyse-Algorithmen..., a.a.O., S. 170.

3 Vgl. Bock, H. H., Automatische Klassifikation..., a.a.O., S. 162 ff und S. 407 f.

4 Vgl. Ward, J. H., Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function, in: Journal of the American Statistical Association, No. 58, 1963, S. 236 - 244.

5 Zu den iterativen Verfahren vgl.

Späth, H., Cluster-Analyse-Algorithmen ..., a.a.O.

Bock, H. H., Automatische Klassifikation ..., a.a.O., S. 218 ff.

Vogel, F., Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation ..., a.a.O., S. 216 ff.

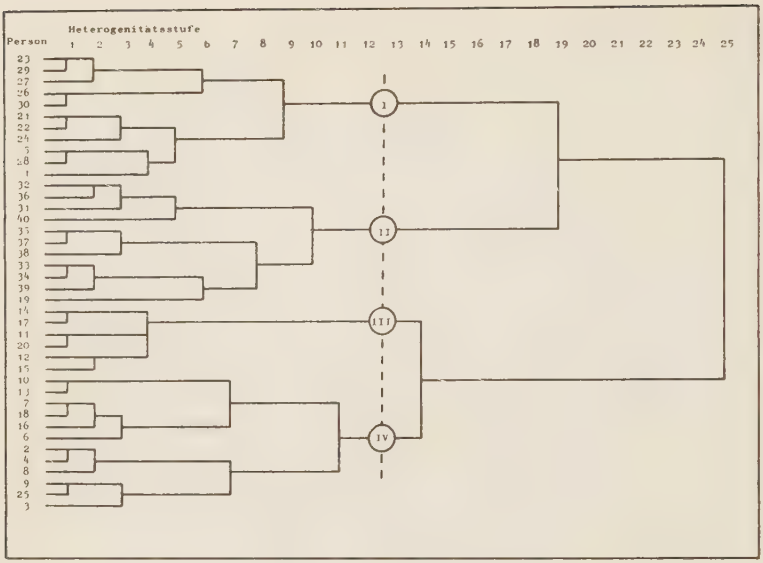

Abb. 32: Dendrogramm nach dem Verfahren von WARD

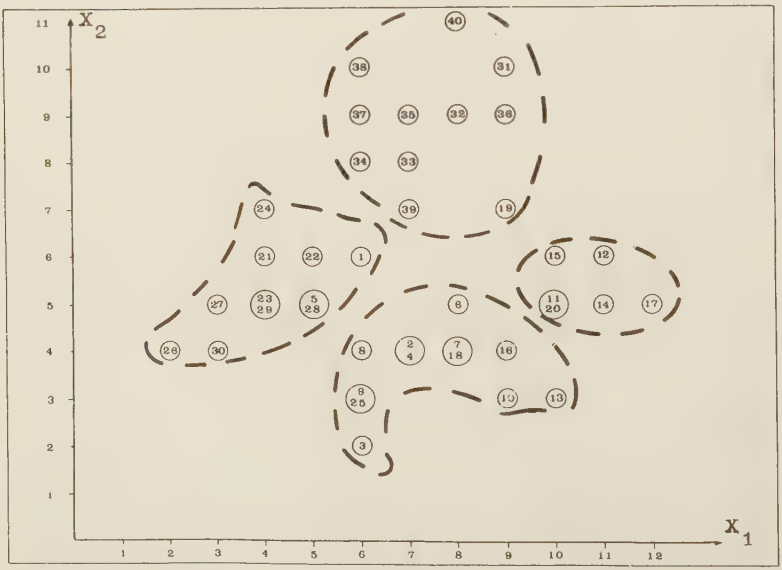

Abb. 33: Aufteilung von 4 Gruppen nach dem Verfahren von WARD

ses Verfahren beschränkt bleiben, einmal weil es die grundlegende Vorgehensweise iterativer Verfahren wiedergibt (vgl. Abb. 23), und zum anderen im Mittelpunkt der derzeitigen Diskussion nicht so sehr ein neues Kriterium steht, sondern vielmehr die Schaffung leistungsfähigerer Computerprogramme.

Als Gütekriterium geht bei dem Verfahren K-Means die Summe der quadrierten euklidischen Distanzen der einzelnen Elemente zu ihren entsprechenden Gruppencentroiden ein. Dieses Gütekriterium wird schrittweise verbessert, indem die einzelnen Elemente nacheinander umgruppiert werden und damit die Innergruppenstreuung verringert wird. Dieser Zuordnungsprozeß wird abgebrochen, wenn in mehreren aufeinanderfolgenden Iterationsschritten keine Umgruppierung erfolgt. Da im allgemeinen keine Informationen über die "beste" Gruppenzahl vorhanden sind, empfiehlt es sich, die Berechnung mit unterschiedlichen Gruppenzahlen durchzuführen. Bei der Entscheidung für eine bestimmte Gruppenanzahl muß dann zwischen Informationsverlust (zunehmende Innergruppenstreuung) und der erreichten Informationsverdichtung (Gruppenanzahl) abgewogen werden (vgl. Abb. 35).

Für das hypothetische Beispiel wurde eine Berechnung nach dem Verfahren K-Means für mehrere Gruppenzahlen durchgeführt. Die Ergebnisse bei einer Einteilung in vier Gruppen sind auf der Seite 142 wiedergegeben. In der Tabelle sind die Elemente der jeweiligen Gruppen, die Lage der Centroide, die Summe der quadrierten euklidischen Distanzen für die einzelnen Gruppen sowie für alle Gruppen zusammen aufgeführt. In der dazugehörigen Abbildung ist die sich ergebende Gruppenstruktur sichtbar gemacht.

Gruppe i	I	II	III	IV
Elemente in der Gruppe i	2 3 4 6 7 8 9 10 18 25	1 5 21 22 23 24 26 27 28 29 30	31 32 33 34 35 36 37 38 39 40	11 12 13 14 15 16 17 19 20
quadrierte Innergruppen-distanzen	3,20	3,91	4,55	3,54
Summe der quadrierten Innergruppendistanzen	15,20			

Tabelle 18: Ergebnis der Klassifikation für 4 Gruppen nach dem Varianzkriterium K-Means

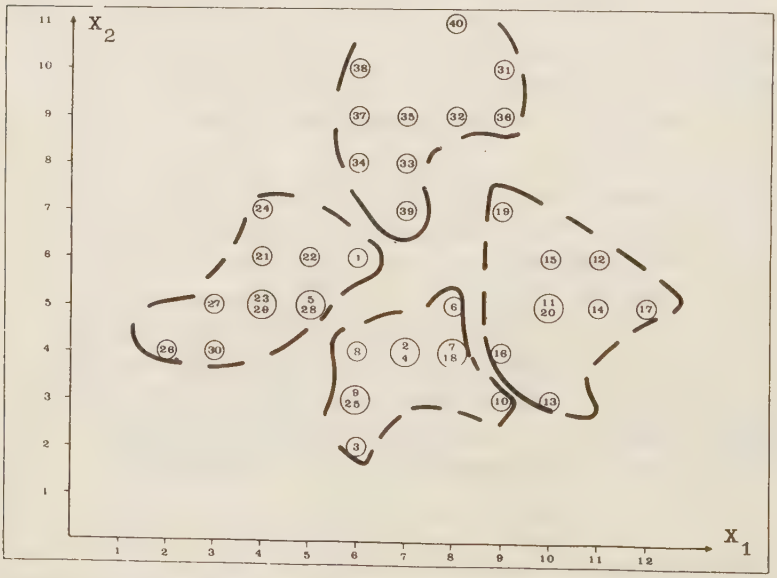

Abb. 34: Aufteilung der 4 Gruppen nach dem Varianzkriterium K-Means

Zur Festlegung der optimalen Gruppenanzahl sind die Summen der quadrierten Innergruppendistanzen für verschiedene Gruppenanzahlen berechnet worden. In Abb. 35 sind diese Summen der quadrierten Innergruppendistanzen für alternative Gruppenanzahlen wiedergegeben. Da der Funktionsverlauf bei vier Gruppen einen relativ starken Knick aufweist, erscheint es zweckmäßig, die Elemente in vier Gruppen einzuteilen.

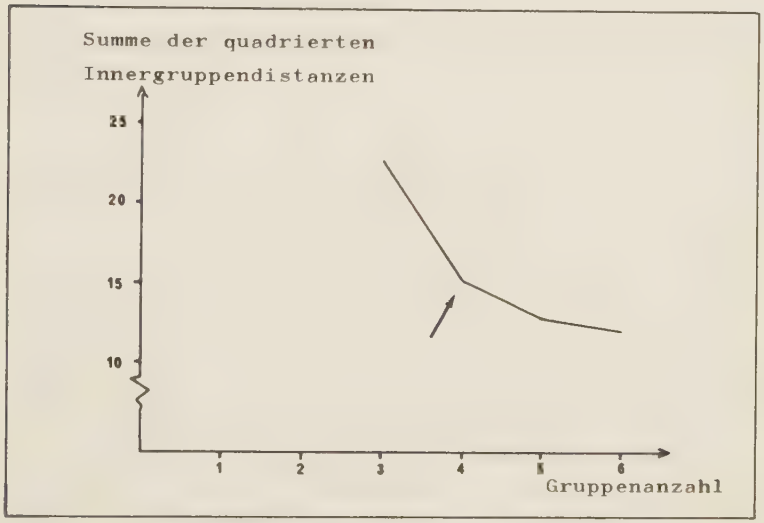

Abb. 35: Graphische Darstellung des Zusammenhanges zwischen Gruppenanzahl und Summe der quadrierten Innergruppendistanzen

5.5 Die Leistungsfähigkeit der Klassifikationsverfahren für die Gruppenbildung

Die Klassifikationsverfahren sollen nun auf ihre Leistungsfähigkeit hin überprüft werden. Dabei stehen die möglichen Auswirkungen in einer praktischen Analyse zur Marktsegmentierung im Vordergrund. Die hierarchischen Verfahren werden zuerst anhand einiger Beurteilungskriterien gemessen, dann werden ihre Vor- und Nachteile gegenüber den iterativen Verfahren aufgezeigt. Darüberhinaus gilt es, Überlegungen anzustellen, wie man durch eine Kombination dieser Verfahren die Gruppeneinteilung verbessern kann.

Es sei zunächst von einem Modellbeispiel ausgegangen, das die möglichen Auswirkungen eines gewählten Distanzmaßes auf die Gruppierung zeigt. Sechs Elemente sollen in zwei möglichst homogene Gruppen aufgeteilt werden. Als Heterogenitätsmaß soll die Summe aller Innergruppendistanzen verwendet werden. Bei visueller Gruppierung wird man geneigt sein, A, B, C, D und E zu einer Gruppe zusammenzufassen und das Element F als eine Restgruppe mit nur einem Element zu betrachten. Die Distanzsumme für diese in Abb. 36 (a) dargestellte Gruppierung ergibt einen Wert von 19,66.

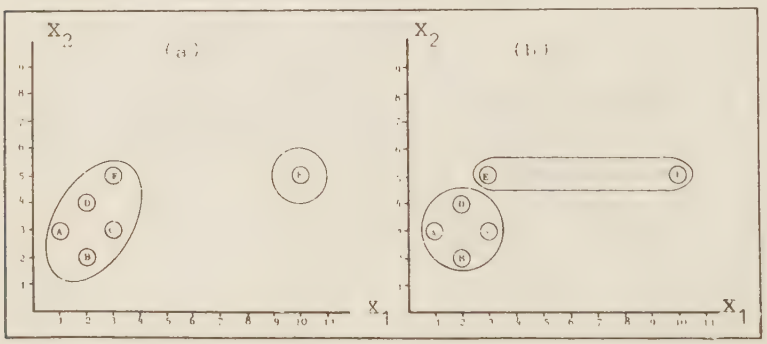

Abb. 36: Ergebnis der visuellen Klassifikation (a) und der Klassifikation nach dem Kriterium "Minimierung der Summe der Innergruppendistanzen" (b)

Zur Überprüfung auf eine Verbesserung des Gruppenbildungskriteriums werden jetzt einzelne Elemente einer anderen Gruppe zugeordnet. Bei der Verschiebung des Elementes E in die Gruppe mit dem Element F verbessert sich das Maß auf 16,66. Diese Verminderung der Summe der Innergruppendistanzen kann dadurch erklärt werden, daß die Distanz E zu F geringer ist als die Summe der einzelnen Distanzen von E zu A, B, C und D. Es ist zu einer Annäherung der Gruppenstärken gekommen. Das hier gewählte Distanzmaß hat gegenüber der visuellen Gruppierung also die Tendenz, gleich große Gruppen zu bilden. Für den Zweck der Demonstration wurde ein Kriterium gewählt, bei dem diese Eigenschaft besonders stark ausgeprägt ist.

Für die Frage, ob ein Marktsegment bearbeitet werden soll, ist es von entscheidender Bedeutung, welches Marktpotential zu erwarten ist. Die genaue Abschätzung des Segmentumfanges ist hierfür die allererste Voraussetzung. Überschätzungen des Marktpotentials können überhöhte Investitionen zur Folge haben; Unterschätzungen lassen ein vielleicht sehr lohnendes Segment unentdeckt. Einen direkten Bezug zur Klassifikation gewinnen diese Überlegungen, wenn berücksichtigt wird, daß einige Klassifikationsverfahren die Tendenz haben, gleich große Gruppen zu bilden, andere dagegen einzelne Elemente erst auf sehr hoher Heterogenitätsstufe zusammenfassen.

Zur Kennzeichnung der in den jeweiligen Verfahren zu beobachtenden Tendenz sollen hier nach LANCE und WILLIAMS[1] diejenigen Verfahren als kontrahierend bezeichnet werden,

---

1 Vgl. Lance, G. N. und Williams, W. T., A General Theory of Classificatory Strategies, 1. Hierarchical System, in: The Computer Journal, No. 9, 1967, S. 374.

die zur Bildung ungleich großer Gruppen neigen[1]. Bei diesen Verfahren werden in der Regel zu bereits gebildeten großen Gruppen sukzessiv kleine Gruppen oder Einzelelemente hinzugefügt. Durch diesen Gruppierungsablauf, der vor allem bei Single Linkage beobachtet werden kann[2], verbleiben auf verschiedenen Heterogenitätsstufen kleine Gruppen und Einzelelemente, die noch nicht fusioniert sind. Die oftmals langgestreckten Gruppen werden durch das Bildungsgesetz künstlich geschaffen und sind einer sinnvollen Interpretation kaum zugänglich. Ein Vorteil des Verfahrens liegt aber darin, daß relativ gut solche Elemente identifiziert werden können, die nicht in der Nähe von Punkthäufungen liegen, also sogenannte Ausreißer. Das wird auch in den Abbildungen 24 und 25 deutlich, wo die Einzelelemente 19 und 40 erst auf der letzten Stufe mit den anderen vier Gruppen zusammengefaßt werden.

Einige andere Verfahren zwingen den Elementen eine Gruppenstruktur auf, die die im Datenmaterial enthaltenen Informationen in der entgegengesetzten Weise verzerrt. Diese sogenannten dilatierenden Verfahren haben die Tendenz zur Bildung gleich großer Gruppen. SNEATH und

---

1 Vgl. Sneath, P. H. A. und Sokal, R. R., Numerical Taxanomy, a.a.O., S. 215 ff.

2 Für das hypothetische Beispiel wird dieser sogenannte Ketteneffekt nicht sichtbar (vgl. Abb. 22), da in diesem Beispiel sehr viele gleich große Distanzen berechnet werden.

SOKAL[1] zählen Complete Linkage hierzu. Es ist jedoch zu erwarten, daß darüberhinaus noch andere der hier dargestellten Verfahren eine mehr oder weniger stark ausgeprägte Tendenz haben, gleich große Gruppen zu bilden.

Die Verfahren, die der Untersuchungsgesamtheit nicht eine der beiden Strukturen aufdrängen, können als raumerhaltend oder konservativ bezeichnet werden.

Um genauere Aussagen hinsichtlich der kontrahierenden, dilatierenden und konservativen Tendenz machen zu können, sind umfangreiche Berechnungen mit unterschiedlichen Gruppenstärken notwendig. Von der Überlegung ausgehend, daß die Verfahren, die zur Bildung gleich großer Gruppen neigen, bei wiederholten Untersuchungen mit unterschiedlichen Objektumfängen eine geringere Streuung der Gruppengröße um die durchschnittliche Gruppengröße haben als andere Verfahren, führte SITTERBERG[2] eine Reihe von Testläufen durch. Die Ergebnisse sind in der Tabelle 19 wiedergegeben[3].

Neben Complete Linkage sollen hier als dilatierende Verfahren auch WARD und Average Linkage bezeichnet werden. Diese Verfahren, besonders aber WARD, haben ausgeprägte Tendenzen, gleich große Gruppen zu bilden und sind daher für praktische Marktsegmentierungsuntersuchungen weniger geeignet.

---

1 Vgl. Sneath, P. H. A. und Sokal, R. R., Numerical Taxonomy, a.a.O., S. 219.

2 Vgl. Sitterberg, G., Multivariate Analyse der Entwicklung von Städten..., a.a.O., S. 85 f.

3 Für die einzelnen Testläufe wurden die Rangplätze der Verfahren berechnet und aufsummiert. So hatte WARD bei den 12 Testläufen elfmal die geringste Streuung (11) und einmal die zweitkleinste Streuung zusammen mit einem anderen Verfahren (2,5).

Rang-platz	Verfahren	Rangsumme	
1	WARD		13,5
2	Average Linkage	dilatierend	31
3	Complete Linkage		36
4	Mittelwertmethode		50
5	Group Average	konservativ	55,5
6	Median Method		72
7	Centroid Sorting		78
(8	Single Linkage [1]	kontrahie-rend	96)

Tabelle 19: Rangplätze der hierarchischen Klassifikationsverfahren bezüglich der Tendenz zur Bildung gleich großer Gruppen

Nach der allgemeinen Zielsetzung der Klassifikationsverfahren werden die Gruppen in der Weise gebildet, daß die Objekte innerhalb der Gruppen sich möglichst ähnlich sind, während die Objekte verschiedener Gruppen sich möglichst unähnlich sein sollen. Um zu überprüfen, bei welchen Verfahren diese Zielsetzung am ehesten verwirklicht wird, wurden von SITTERBERG[2] mehrere hierarchische Klassifikationsverfahren anhand von vier Kriterien beurteilt. Ohne hier eine nähere Erläuterung die-

---

1 Für Single Linkage ist die Berechnung nicht durchgeführt worden, da über die Tendenz zur Gruppenbildung bei diesem Verfahren in der Literatur allgemeine Übereinstimmung besteht, daß dieses Verfahren am stärksten kontrahierend wirkt.

2 Vgl. Sitterberg, G., Multivariate Analyse der Entwicklung von Städten ..., a.a.O., S. 89 ff.

ser Kriterien anzugeben, soll das Ergebnis der Testläufe wiedergegeben werden. Als Gütekriterien dienten hierbei das Abstandsquadratsummenkriterium (Z_A), die Mittlere Varianz (Z_{MV}), das Determinantenkriterium (Z_D) sowie ein Maximum-Likelihood-Kriterium(Z_{ML}).

Rang	Verfahren	Gütekriterien Z_A	Z_{MV}	Z_D	Z_{ML}	über die 4 Krit. summiert
1	Average Linkage	27	32	19	16	94
2	Group Average	30,5	17,5	26	27,5	101,5
3	Mittelwertmeth.	15	49	20	31	115
4	WARD	26	44	28	22	120
5	Complete Linkage	26	25	37	42	130
6	Centroid Sorting	49,5	16,5	47	45,5	158,5
7	Median Method	50	40	47	40	177

Tabelle 20: Rangplatzsummen der hierarchischen Klassifikationsverfahren

Bei den einzelnen Gütekriterien weisen die Verfahren unterschiedliche Ergebnisse auf, so daß eine widerspruchsfreie Beurteilung nicht möglich ist. Deutlich werden lediglich die schlechten Ergebnisse bei Median Method. Werden die Rangplätze über alle 4 Kriterien aufsummiert, ergeben sich Average Linkage, Group Average, Mittelwertmethode und WARD als die geeigneteren Verfahren.

Werden die Ergebnisse zusammengefaßt, so kann Single Linkage als das geeignete Verfahren zur Identifizierung von Ausreißern angesehen werden. Obleich die Verfahren Average Linkage und WARD hinsichtlich der Gruppenhomogenität gute Ergebnisse versprechen, ist ein

praktischer Einsatz dieser Verfahren gerade für die hier zur Diskussion stehenden Zwecke höchst problematisch, da beide Verfahren die Tendenz haben, gleich große Gruppen zu bilden. Aus diesem Grunde können von den hierarchischen Verfahren allein Group Average und die Mittelwertmethode als geeignete Verfahren zur Aufdeckung von Marktsegmenten angesehen werden.

Die hierarchischen Verfahren arbeiten schrittweise optimal, d.h. die auf einer Fusionsstufe erfolgte Zuordnung ist nur im Hinblick auf die vorhergehende Stufe optimal. Da die Zuordnungen endgültig sind, ist es möglich, daß die fortschreitende Zusammenfassung der Elemente sich von einem Gesamtoptimum entfernt. Diese Gefahr besteht bei den iterativen Verfahren nicht, da diese für eine gegebene Gruppenzahl durch ständige Verschiebung der einzelnen Elemente ein vorgegebenes Optimalitätskriterium solange verbessern, bis zumindest ein Suboptimum erreicht ist.

Da die Gruppenzahl vorgegeben werden muß, sind bei den iterativen Verfahren mehrere Lösungen mit jeweils anderer Gruppenzahl notwendig, damit eine optimale Gruppenzahl festgelegt werden kann. Bei den hierarchischen Verfahren werden automatisch Gruppierungen für verschiedene Gruppenzahlen bestimmt. Die optimale Anzahl kann auf sehr einfache Weise dem Dendrogramm entnommen werden.

Ein sehr großes Problem sowohl bei den iterativen als auch bei den hierarchischen Verfahren liegt in dem Untersuchungsumfang, der durch die Anzahl der Elemente

und der Merkmale bestimmt ist. Bei den hierarchischen Verfahren sind durch die Anzahl der Elemente Grenzen gesetzt, da während der Berechnung auf die Matrix der Distanzen zwischen den Elementen immer wieder zurückgegriffen wird, diese also im Kernspeicher verbleiben muß[1]. Die Distanzmatrix wächst fast quadratisch mit der Anzahl der zu gruppierenden Elemente. Eine Erhöhung der Zahl der Merkmale wirkt sich nur geringfügig in der Rechenzeit aus, und zwar bei der Berechnung der Distanzmatrix. Bei den iterativen Verfahren muß bei jeder Verschiebung eines Elementes die Veränderung des Zielfunktionswertes ermittelt werden. Die Anzahl der Merkmale hat hierbei einen direkten Einfluß auf die dazu notwendige Rechenzeit. Dieses sei an dem Allokationskriterium für das Verfahren K-Means[2] gezeigt:

$$\frac{n_l}{n_l + 1} \sum_j (x_{kj} - \bar{x}_{lj})^2 \longrightarrow \text{Min !}$$

wobei k die Elemente, l die Gruppen und j die Merkmale kennzeichnen. Bei diesem Kriterium sind die quadratischen Abstände über alle Merkmale zu berechnen. Für eine große Zahl von Merkmalen ist von SPÄTH[3] das Programm CLUDIA entwickelt worden, das aber durch Speicherung der Distanzmatrix schnell an die Grenzen der verfügbaren Kernspeicherkapazität stößt, wenn die Zahl der Elemente zunimmt.

---

1 Vgl. Forst, H. T., Zur Klassifikation von Städten nach wirtschafts- und sozialstatistischen Strukturmerkmalen, in: Schäffer, J. A., Schönfeld, P. und Wetzel, W. (Hrsg.), Arbeiten zur angewandten Statistik, Heft 17, Würzburg 1974, S. 46 f.

2 Vgl. Späth, H., Cluster-Analyse-Algorithmen ..., a.a.O., S. 68 ff.

3 Vgl. ebenda, S. 115 f.

Zusammenfassend kann gesagt werden, daß die Anwendbarkeit der Verfahren, die eine Distanzmatrix abspeichern müssen, und das sind alle hierarchischen Verfahren sowie der Algorithmus CLUDIA, durch die Zahl der Elemente begrenzt ist. Verfahren, die für jede Elementverschiebung einen neuen Zielfunktionswert berechnen müssen, und das sind iterative Verfahren, sind durch die Zahl der Merkmale begrenzt. Für Marktsegmentierungsproblemstellungen sind 2000 bis 3000 befragte Personen nicht unrealistisch[1], während dagegen die Zahl der Merkmale durch Vorstudien und mit Hilfe von analytischen Techniken stark reduziert werden kann. Zur Lösung bieten sich deshalb iterative Verfahren an.

Die verschiedenen iterativen Klassifikationsverfahren unterscheiden sich in erster Linie durch das zur Gruppenbildung verwendete Gütekriterium. Durch dieses Gütekriterium werden Annahmen über die Gruppenstruktur eingebaut; denn das Verfahren sucht sich die dem Gütekriterium entsprechende Gruppierung. Verfahren, die auf eine Minimierung der Innergruppenvarianz aufbauen (z. B. das Verfahren K-Means)[2] neigen zur Bildung von kugelförmigen Gebilden mit gleichen Radien[3]. Darüberhinaus ist eine Tendenz zur Bildung gleich großer Gruppen festzustellen, zu deren Auswirkungen bereits eingehend Stellung genommen wurde. Sind die Voraussetzungen von kugelförmigen und gleichgroßen Gruppen nicht erfüllt, so erzeugt das Verfahren

---

1 Vgl. Freitag, D., Statistische Kriterien für die Marktsegmentierung, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Heft 2, 1972, S. 125.

2 Vgl. Späth, H., Cluster-Analyse-Algorithmen zur Objektklassifizierung und Datenreduktion, a.a.O., S. 35 ff.

3 Vgl. Bock, H. H., Automatische Klassifikation, a.a.O., S. 162.

eine verzerrte, künstliche Klassifikation der Objekte[1]. Baut ein Verfahren auf dem Determinantenkriterium auf (z. B. W-Means[2]), so neigt es zur Bildung von gleichartigen Ellipsoiden mit parallelen Achsen[3]. Auch hier besteht die Tendenz zur Bildung gleich großer Gruppen. Wenn also auf eine Untersuchungsgesamtheit ein nach einem bestimmten Kriterium arbeitendes Verfahren angewendet werden soll, müssen Vorkenntnisse über die Datenstruktur vorhanden sein.

Abschließend soll zur Beurteilung der Klassifikationsverfahren für die Zwecke der Marktsegmentierung festgehalten werden:

Von den hierarchischen Verfahren eignen sich allein Group Average und die Mittelwertmethode zur Gruppenbildung; Single Linkage kann dagegen gut zur Identifizierung von Ausreißern eingesetzt werden. Ein entscheidender Nachteil dieser Verfahren liegt jedoch darin, daß die Distanzmatrix abgespeichert werden muß, und damit die Zahl der aufzunehmenden Elemente begrenzt ist. Geht man von 2000 bis 3000 Versuchspersonen aus, diese Zahl ist für Marktforschungsuntersuchungen durchaus nicht unrealistisch, dann können hierarchische Verfahren ohne partielle Vorgruppierungen nicht mehr angewendet werden. Hier bieten sich iterative Verfahren an. Diese suchen jedoch solche Gruppen, die den Modellvorstellungen des Gütekriteriums entsprechen. Weist ein Datensatz jetzt eine andere Struktur auf, so wird eine künstliche Gruppierung erzeugt, die die-

---

1 Vgl. Bock, H. H., Automatische Klassifikation, a.a.O., S. 163.

2 Vgl. Späth, H., Cluster-Analyse-Algorithmen ..., a.a.O., S. 122 ff.

3 Vgl. Bock, H. H., Automatische Klassifikation, a.a.O., S. 186.

sen Modellannahmen entspricht. Der nutzbringende Einsatz eines Verfahrens erfordert daher Vorkenntnisse über die Gruppenstruktur. Sind solche nicht vorhanden, muß man sich zumindest der möglichen Verzerrung bewußt sein und diese mit einkalkulieren.

Sind vom mathematisch-statistischen Standpunkt aus gesehen geeignete Gruppen gebildet worden, und können diese auch als Käufergruppen identifiziert werden, dann sind anschließend Kosten-Nutzen-Überlegungen darüber anzustellen, wie viele und welche der gebildeten Segmente bearbeitet werden sollen. Die hierzu notwendigen Informationen sollten bereits bei der Variablenwahl für die Gruppierung berücksichtigt werden. Dieses kann zum Beispiel dadurch geschehen, daß einmal Gruppierungen aufgrund der Ansprüche und Erwartungen, die man an ein Produkt stellt, gebildet werden, und für die sich ergebenden Gruppen jeweils getrennt, weitere Klassifikationen aufgrund der Beurteilung bestehender Produkte erfolgen[1].

---

1 Vgl. Schreiber, U., Psychologische Marktsegmentierung..., a.a.O., S. 122 - 151.

6 Psychographische Marktsegmentierung mit der mehrdimensionalen Skalierung (MDS)

6.1 Ähnlichkeits- und Präferenzdaten statt Vorgabe von Variablen

Zur Klärung des Käuferverhaltens sind in der Literatur viele theoretische Konzepte dargestellt worden[1]. Die Mehrzahl dieser Ansätze stützen sich auf den Begriff der latenten Persönlichkeitsmerkmale, auch Einstellungen genannt. Um diese zu messen, kann man einmal versuchen den Sammelbegriff "Einstellung" in einzelne Komponenten zu zerlegen[2], auf der anderen Seite kann darunter auch die gesamtheitliche Grundhaltung einer Person verstanden werden. Die Ansätze, die die Einstellung in ihre einzelnen Bestandteile zerlegen, gehen davon aus, daß den Probanden Merkmale vorgegeben werden können, anhand derer sie die Produkte beurteilen sollen. Da die zur Aufdeckung der latenten Persönlichkeitsstruktur notwendigen psychologischen Tiefeninterviews in der angewandten Marktforschung mit 2000 und mehr Befragten kaum realisierbar wären, werden mehr oder weniger standardisierte Skalen oder Polaritäten vorgegeben[3]. Eine Ermittlung der Einstellung mit Hilfe vorgegebener Merkmale ist jedoch mit erheblichen Vorbehalten zu beurteilen, weil durch die Vorgabe der Beurteilungskriterien eine Merkmalsorien-

---

1 Vgl. Sheth, J. N., Eine zusammenfassende Übersicht zum Käuferverhalten, in: Bergler, R. (Hrsg.), Marktpsychologie, Bern 1972, S. 144 ff.

2 Vgl. die Literaturangaben auf S. 10, Fußnote 5.

3 Vgl. Hofstätter, P. R., Über Ähnlichkeit, in: Psyche, Nr. 9, 1955, S. 54 ff.

Vgl. Osgood, C. E., Suci, G. J. und Tannenbaum, P. H., The Measurement of Meaning, Urbana, Ill., University of Illinois Press 1957.

tierung der Probanden erfolgt. Weiterhin sind sich die befragten Personen in vielen Fällen, besonders wenn es um "quasi-homogene Produkte" geht, nicht der Kriterien bewußt, die sie veranlassen, ein bestimmtes Produkt zu kaufen. Die Einstellung der Person gegenüber den zu untersuchenden Objekten ist stark von der jeweiligen Kaufsituation[1] abhängig und kann von Objekt zu Objekt differieren. Als Beispiel hierzu sei angeführt, daß die Einstellung gegenüber Fertiggerichten davon abhängt, ob der Befragte gerade von Tisch kommt oder seit Stunden nichts zu sich genommen hat; ebenso dürfte die Einstellung gegenüber einem bestimmten PKW davon abhängen, ob dieser als Erst- oder Zweitwagen gedacht ist. Eine von YANKELOVICH[2] durchgeführte Marktsegmentierung von 10 Produktgruppen ergab für verschiedene Produktgruppen auch verschiedene relevante Beurteilungsdimensionen. Der Uhrenmarkt konnte sinnvoll durch das Kriterium "Wertvorstellung" segmentiert werden; bei Parfums und Bademitteln zeigte sich das Kriterium "Verbraucherabsicht" als relevant. Seine Analyse des Automobilmarktes dagegen zeigte,daß mehrere Kriterien benötigt wurden. Eine sinnvolle Segmentierung konnte durch die Merkmale "Wertvorstellung", "Markentreue" und "ästhische Gesichtspunkte" durchgeführt werden.

Die Bestimmung der Einstellung, verstanden als "gesamtheitliche Grundhaltung" gegenüber Personen, Objekten oder Situationen, muß zwangsläufig andere Wege

---

1 Vgl. Frank, R. E. und Massy, W. F., Noise Reduction in Segmentation Research, a.a.O., S. 14 ff.

Vgl. Frank, R. E. und Massy, W. F. und Wind, Y., Market Segmentation, a.a.O., S. 25 - 90.

2 Vgl. Yankelovich, D., New Criteria for Market Segmentation, a.a.O., S. 83 ff.

gehen. Den Probanden werden Objekte vorgegeben, und sie werden aufgefordert, diese bezüglich ihrer Ähnlichkeit miteinander zu vergleichen. Indem also lediglich nach der Ähnlichkeit der Objekte zueinander gefragt wird, wird den Befragten inhaltlich keine Orientierung vorgegeben; die Vergleichskriterien bleiben dem Probanden selbst überlassen. Dabei unterstellt man, daß sich die Personen bewußt oder unbewußt mit den für sie geltenden Merkmalen für die betreffenden Objekte auseinandersetzen müssen und die Einstellung der Personen sich in den Ähnlichkeitsdaten widerspiegeln. Die einfache Befragung nach der Ähnlichkeit zwischen den Objekten soll also als Ersatzmaß für eine Reihe von möglichen Bestimmungsgründen des Kaufverhaltens dienen.

Unter Ähnlichkeit soll die Relation der gegenseitigen Entfernung von Objekten verstanden werden[1]. Die Ähnlichkeitsurteile beruhen auf der subjektiven Beurteilung der Objekte. Durch die Verarbeitung der Ähnlichkeitsdaten mit den Verfahren der MDS werden die Wahrnehmungsräume (perceptual maps) der Versuchspersonen sichtbar gemacht.

Wird dagegen die Vorziehenswürdigkeit für ein bestimmtes Objekt aus der Beurteilung deutlich, dann bezeichnet man die erhobenen Daten als Präferenzdaten. Ein Kriterium hierfür ist die Entfernung des Objektes zu einem Idealobjekt, in dem man sich ein Maximum an Vor-

---

1 Vgl. Coombs, C. H., A Theory of Data, New York 1964, S. 27 f. und S. 218.

Vgl. Shepard, R. N., A Taxonomy of some Principal Typs of Data and of Multidimensional Methods for their Analysis, in: Shepard, R. N., Romney, A. K. und Nerlove, S. B. (Hrsg.), Multidimensional Scaling, Vol. I - Theory, New York, London 1972, S. 24 ff.

ziehenswürdigkeit vorstellen kann[1]. Dieses Idealobjekt kann einmal direkt bei der Befragung mit einbezogen werden (explizites Idealpunktmodell) oder es kann innerhalb des Verfahrens festgelegt werden, und zwar so, daß die Lage des Punktes der Präferenzordnung der Objekte nicht widerspricht (implizites Idealpunktmodell)[2].

Zusammenfassend soll festgehalten werden: Die Messung der Einstellungen der Verbraucher zu "quasi-homogenen Produkten" ist sehr problematisch. Eine Vorgabe von Merkmalen kann die Antwort des Probanden in eine ungewünschte Richtung lenken; auf der anderen Seite sind psychologischen Tiefeninterviews aus Kostengründen Grenzen gesetzt. Eine interessante Möglichkeit besteht darin, die Urteilsstruktur den Probanden selbst zu überlassen und einfach nach den Relationen zwischen den zu untersuchenden Objekten zu fragen, um aus diesen Relationen die Positionierung der Objekte und gleichzeitig die Urteilsstrukturen der Versuchspersonen bestimmen zu können. Dieser Gedanke liegt den Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung zugrunde. Das Grundmodell dieser Verfahren soll im folgenden dargestellt werden.

---

1 Vgl. Coombs, C. H., A Theory of Data, a.a.O., S. 20 ff.

2 Vgl. Neidell, L. A., Physician Perception and Evaluation of Selected Ethical Drugs, An Application of Nonmetric Multidimensional Scaling to Pharmacentical Marketing, Dissertation, University of Pennsylvania 1969, S. 208 ff.

6.2 Das Grundmodell der mehrdimensionalen Skalierung

Der Ausspruch GALILEIS: "Miß, was meßbar ist, und was nicht meßbar ist, versuche, meßbar zu machen", kennzeichnet die Bemühungen, Objekten, die in einer bestimmten Art und Größe wahrgenommen werden, Zahlen zuzuordnen. Diese Zuordnung der Zahlen zu Objekten hat nach festgelegten Regeln zu erfolgen, so daß stellvertretend für die Relationen zwischen Objekten die Relationen zwischen den Zahlen stehen. Entsprechend den durch die Zahleneigenschaften begründeten jeweiligen Skalenniveaus können Rechenoperationen durchgeführt werden[1].

Trotz der Vorbehalte gegen die Messung psychologischer Sachverhalte - wegen der Komplexität und der Einmaligkeit ihres Auftretens - wurden in den zwanziger Jahren Skalierungsverfahren mit der Zielsetzung entwickelt, psychologische Zusammenhänge auf möglichst hohem Skalenniveau meßbar zu machen. Wenn gewisse notwendige Annahmen erfüllt sind, dann läßt sich aus einer Vielzahl von Ähnlichkeitsdaten für vorgegebene Stimuli (z. B. Objekte) eine Rangordnung erzeugen. Aus dieser Rangordnung kann dann eine intervallskalierte Meßreihe der vorgegebenen Stimuli gebildet werden. Die Grenzen dieser eindimensionalen Darstellung von Distanzen können jedoch schon an einem relativ einfachen Beispiel aufgezeigt werden:

Von vier gegebenen Punkten A, B, C und D sei von allen möglichen Abständen zwischen den Punkten der Abstand CD am größten, der von AB am zweitgrößten. Eine eindimensionale Darstellung der Punkte ist nicht möglich, denn die Punkte A und B können nicht außerhalb der Strecke CD liegen, weil es sonst eine Distanz gäbe, die größer

---

1 Vgl. Sixtl, F., Meßmethoden der Psychologie ..., a.a.O., S. 3 ff.

als CD wäre, sie können aber auch nicht innerhalb des Bereichs liegen, denn dann gäbe es mindestens eine weitere Strecke, die größer als AB wäre, damit könnte AB nicht mehr der zweitgrößte Abstand sein.

Abb. 37: Jede eindimensionale Darstellung der 4 Punkte führt unter Beachtung der beiden Bedingungen zu Widersprüchen.

Es läßt sich zeigen, daß eine zweidimensionale Darstellung der 4 Punkte unter Erfüllung der beiden Bedingungen möglich ist.

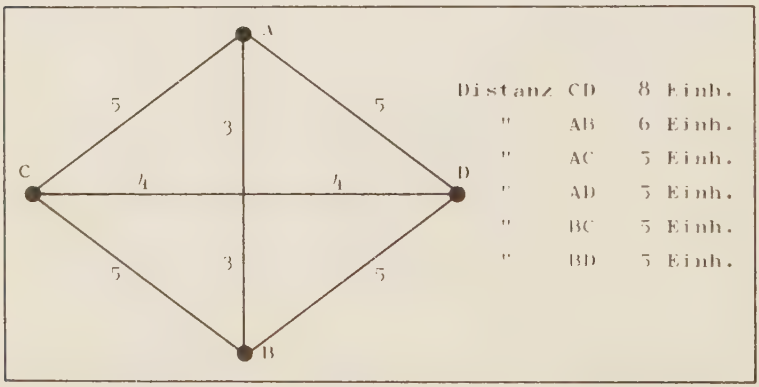

Abb. 38 : Eine mögliche zweidimensionale Darstellung der 4 Punkte unter Beachtung der beiden Bedingungen

Bei Angabe weiterer Rangordnungen von Distanzen kann es möglich sein, daß eine zweidimensionale Darstellung nicht ausreicht. Eine triviale Lösung ergibt sich bei n-1 Dimensionen, wobei n die Zahl der Objekte ist, bei dem Beispiel demnach bei 3 Dimensionen.

Schon dieses relativ einfache Beispiel zeigt die Grenzen der traditionellen eindimensionalen Skalierungsverfahren; die aus den Ähnlichkeitsdaten erhaltenen Distanzen dürfen im allgemeinen nicht als aus einem eindimensionalen Raum stammend angesehen werden. Es sind daher Verfahren notwendig, welche Distanzen in einem mehrdimensionalen Raum wiedergeben können. Einen ersten Ansatz hierzu lieferte RICHARDSON[1], der in seinen Experimenten davon ausging, daß psychologische Urteile stets auf einen Komplex von Variablen beruhen.

Da der "klassische" Ansatz zur MDS von TORGERSON[2] als Grundlage vieler Skalierungsverfahren gelten kann, soll im folgenden eine kurze Darstellung dieses Ansatzes erfolgen. Damit soll erreicht werden, daß Gemeinsamkeiten der Skalierungsverfahren bei späteren Erörterungen ausgeklammert und spezielle Probleme, die Mittelpunkt weiterer Modelle sind, hervorgehoben werden können.

Mehrere Stimuli unterscheiden sich im Hinblick auf eine unbekannte Anzahl von Dimensionen. Die gemeinsame, fundamentale Zielsetzung der mehrdimensionalen Skalierungsverfahren ist es jetzt,

(1) die Anzahl der Dimensionen und
(2) die Projektion der Stimuli auf diese Dimensionen zu bestimmen.

---

1 Vgl. Richardson, M. N., Multidimensional Psychophysics, in: Psychological Bulletin, No 35, Oktober 1938, S. 659 - 660, zitiert bei: Moinpour, R., An Empirical Investigation of Multidimensional Scaling and Multidimensional Unfolding to Predict Brand Purchasing Behavior, Dissertation, Columbus 1970, S. 9.

2 Vgl. Torgerson, W. S., Multidimensional Scaling I, Theory and Method, in: Psychometrika, Bd. 17, 1952, S. 401 - 419.

TORGERSON schlägt ein dreistufiges Vorgehen vor[1]:

(1) Ermittlung einer Skala mit vorläufigen (komparativen) Distanzen,

(2) Schätzung einer additiven Konstanten und Bestimmung der endgültigen (absoluten) Distanzen und

(3) Bestimmung der minimalen Dimensionenzahl und Ermittlung der Konfiguration.

Zu (1)
Mit Hilfe der Methode des "paired comparison" von THURSTONE[2] ist es möglich, aus einer Vielzahl von Dominanzurteilen (Bewertungen von jeweils zwei Reizen in Form einer Rangfolge) eine Skala der Distanzen zwischen den Stimulipaaren zu erhalten, wenn gewisse Voraussetzungen, wie normalverteilte Reaktionen bezüglich der Reize und Kompetenz der Beurteiler, gegeben sind. Dieses eindimensionale Skalierungsverfahren kann die Ausgangsdaten für die mehrdimensionalen Skalierungsverfahren liefern[3].

Das Modell von TORGERSON geht von vorläufigen Distanzen aus, bei denen der Nullpunkt willkürlich festgelegt ist. Für die vier Stimuli A, B, C und D mögen sich die in der folgenden Matrix wiedergegebenen und die in der Abb. 39 auf einer Skala abgetragenen Distanzen ergeben haben:

---

1 Vgl. Torgerson, W. S., Multidimensional Scaling I..., a.a.O., S. 402.

2 Vgl. Thurstone, L. L., A Law of Comparative Judgment, in: Psychological Review, No 34, Juli 1927, S. 232 - 237.

3 Vgl. Torgerson, W. S., Multidimensional Scaling I..., a.a.O., S. 402.

	A	B	C	D
A	0	1,606	4,325	4,708
B	1,606	0	1	2
C	4,325	1	0	3
D	4,708	2	3	0

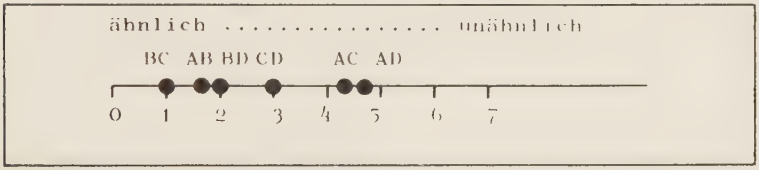

Abb. 39: Skala der vorläufigen Distanzen zwischen den 4 Stimuli[1]

Zu (2)

Da die Dimensionenzahl und damit auch die Konfiguration selbst eine Funktion des gewählten Nullpunktes der Skala der Distanzen ist, müssen die vorläufigen Distanzen in absolute Distanzen umgewandelt werden[2]. Ein zahlenmäßig noch zu bestimmender Wert wird hierbei zu den vorläufigen Distanzen addiert. Der Wert dieser additiven Konstanten soll dabei so gewählt werden, daß die Objekte in einem EUKLIDschen Raum mit minimaler Dimensionenzahl dargestellt werden können. Die minimale Dimensionenzahl ist gleich dem Rang einer Matrix. Welchen Einfluß die

---

1 Vgl. zu diesem Beispiel Mölders, A., Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung - Dargestellt anhand von Beispielen aus dem Marketing, Dissertation, Münster 1977, S. 68 ff.

2 Bei dem Ansatz von TORGERSON wird ein EUKLIDscher Raum unterstellt, bei dem absolute Distanzen vorliegen müssen. Zur Definition des EUKLIDschen Raumes vgl. Sodeur, W., Empirische Verfahren zur Klassifikation, a.a.O., S. 49 f.

additive Konstante auf die Dimensionenzahl haben kann, zeigt folgendes Beispiel:

Für die Matrix $\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ ergibt sich ein Rang[1] von r=1. Wird jetzt eine additive Konstante von -1 angenommen, der Wert von 1 also von den Elementen der Matrix abgezogen, ergibt sich die Matrix $\begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, für die der Rang r=0 ist.

Zur Schätzung der additiven Konstanten sind mehrere Prozeduren entwickelt worden. Erwähnt seien eine Schätzfunktion nach dem Kriterium der kleinsten Quadrate von

---

1 Der Rang einer Matrix wird durch elementare Umformungen (z.B Vertauschen von Spalten und Zeilen oder Multiplikation einer beliebigen Spalte oder Zeile mit einem von null verschiedenen Faktor) nicht geändert. Durch solche elementare Zeilen- oder Spaltenoperationen kann nun eine Matrix in der Weise umgeformt werden, daß einige Elemente der Matrix den Wert null annehmen. Diese Operationen werden so lange durchgeführt, bis eine Matrix der Form

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1n} \\ 0 & x_{22} & \cdots & x_{2j} & \cdots & x_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & x_{kj} & \cdots & x_{kn} \\ \vdots & \vdots & & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & 0 & \cdots & x_{pn} \end{pmatrix}$$

entsteht. Der Rang dieser Matrix ist dann die Zahl der von null verschiedenen Elemente auf der Hauptdiagonalen. Für die Matrix $\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}$ ergibt sich nach den elementaren Transformationen $\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$, der Rang ist somit 1.

TORGERSON[1] und ein iterativer Lösungsansatz von MESSICK und ABELSON[2], nach welchem sich für das Beispiel eine additive Konstante in Höhe von +2 ergibt[3]. Diese berechnete additive Konstante wird zu den Werten der Matrix der vorläufigen Distanzen addiert; ausgenommen hiervon sind die Diagonalelemente, da ein einziger Stimulus ja keine Unterscheidung haben kann. Es ergeben sich für das Beispiel folgende endgültige Distanzen:

	A	B	C	D
A	0	3,606	6,325	6,708
B	3,606	0	3	4
C	6,325	3	0	5
D	6,708	4	5	0

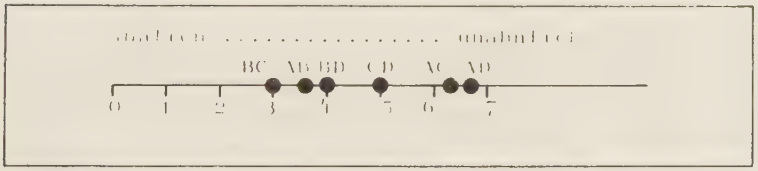

Abb. 40: Skala der endgültigen Distanzen zwischen den 4 Stimuli

1 Vgl. Torgerson, W. S., Multidimensional Scaling I..., a.a.O., S. 412 - 417.

2 Vgl. Messick, S. J. und Abelson, R. P., The Additive Constant Problem in Multidimensional Scaling, in: Psychometrika, Band 21, 1956, S. 1 - 17.

3 Zum Problem der Schätzung additiver Konstanten vgl. Torgerson, W. S., Theory and Methods of Scaling, 7. Aufl., New York, Sidney 1967, S. 268 ff.

Zu (3)

Um von den endgültigen Distanzen auf die Dimensionen des zugrundeliegenden Raumes schließen zu können, müssen die Distanzen zunächst in Skalarprodukte umgeformt werden[1]. Die Bestimmung der Skalarprodukte erfolgt für jeden der vier Stimuli in der Weise, daß diese als im Ursprung des Koordinatensystems liegend angesehen werden und von ihnen aus jeweils Vektoren zu den übrigen Stimuli konstruiert werden. Wird der Cosinus des Winkels zwischen zwei Vektoren mit den Längen der beiden Vektoren multipliziert, ergibt sich das Skalarprodukt für das betreffende Stimuluspaar. Für alle vier Stimuli werden damit die Matrizen der Skalarprodukte bestimmt, deren Elemente in formaler Hinsicht Korrelationsmaßen entsprechen[2]. Wie die Korrelationsmatrix ist auch die Matrix der Skalarprodukte faktoranalytischen Techniken zugänglich. Ist die sich erge-

---

1 Vgl. Young, G. und Householder, A. S., Discussion of Points in terms of their mutual distances, in: Psychometrika, Vol. 3, 1938, S. 19 - 22.

2 Die Elemente b_{jk} der Matrix $\mathbf{B}_i$ werden nach der Formel

$$b_{jk} = 1/2 \left(d^2_{ij} + d^2_{ik} - d^2_{jk} \right)$$

berechnet. Hierbei kennzeichnen i, j und k die Punkte und d^2_{ij}, d^2_{ik} und d^2_{jk} die quadrierten euklidischen Distanzen zwischen den entsprechenden Punktepaaren. Beispielsweise ergibt sich für i=2, j=1 und k=3 (wobei i den Stimulus, j die Zeile und k die Spalte der Distanzmatrix kennzeichnen) folgendes Skalarprodukt b_{13} (das Skalarprodukt der Vektoren A und C):

$b_{13} = 1/2 \left(d^2_{21} + d^2_{23} - d^2_{13} \right) = 1/2 \, (13 + 9 - 40) = -9.$

Vgl. Torgerson, W. S., Multidimensional Scaling I, a.a.O., S. 404 f.

Vgl. Sixtl, F., Meßmethoden der Psychologie..., a.a.O., S. 297.

bende Matrix der Skalarprodukte positiv semidefinit (damit sind ihre Eigenwerte größer oder gleich null), dann kann die Matrix nach der Gleichung (vgl. Abschnitt 2.4)

$$R = A\ A^T$$

faktorisiert werden. Von den vier möglichen Skalarproduktmatrizen erfüllt die für den Stimulus B diese Anforderungen:

	A	B	C	D
A	13	0	- 9	- 8
B	0	0	0	0
C	- 9	0	9	0
D	- 8	0	0	16

.

Die notwendige Dimensionenzahl ergibt sich aus der Anzahl der linear unabhängigen Zeilen oder Spalten, dem Rang der Matrix, der für das Beispiel 2 beträgt.

Durch Faktorisieren der Matrix der Skalarprodukte erhält man die Positionierung der vier Stimuli:

	A	B	C	D
A	13	0	-9	-8
B	0	0	0	0
C	-9	0	9	0
D	-8	0	0	16

=

	Faktor I	Faktor II
A	-2	-3
B	0	0
C	0	3
D	4	0

-2	0	0	4
-3	0	3	0

.

Die beiden extrahierten Faktoren sind die Dimensionen des gesuchten Beurteilungsraumes. Die Ladungen dieser Faktoren ergeben die Koordinatenwerte der Objekte. Das Objekt A hat demnach die Koordinatenwerte -2 für die

Dimension I und -3 für die Dimension II. In Abb. 41 sind die Positionen aller vier Stimuli wiedergegeben.

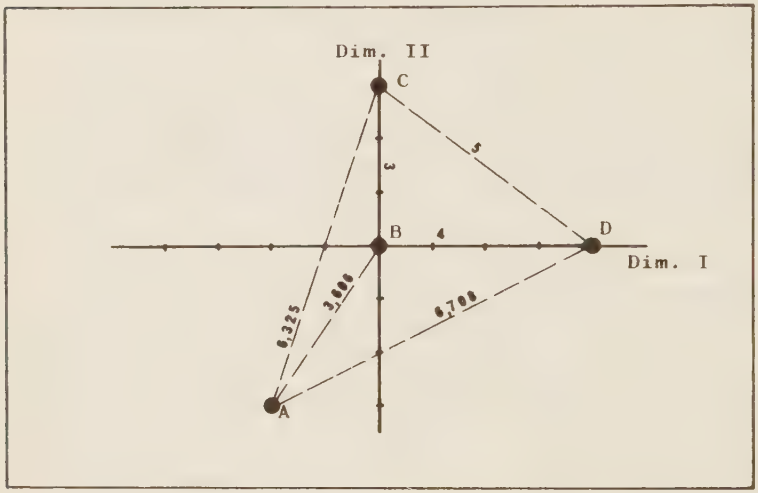

Abb. 41: Zweidimensionaler Beurteilungsraum der 4 Stimuli

Eine Überprüfung der Distanzen dieses Raumes ergibt, daß sie aus den endgültigen Distanzen vollkommen reproduziert worden sind.

Von diesem klassischen Ansatz TORGERSONS ausgehend, entstanden in den Jahren nach 1952 erweiterte Modelle zur mehrdimensionalen Skalierung. Die Verfügbarkeit von Großrechenanlagen ermöglichte neue Algorithmen, insbesondere war die Möglichkeit zu iterativen Verfahren gegeben worden. Erste Computerprogramme, wie MDSCAL[1]

1 Vgl. Kruskal, J. B., How to Use MDSCAL, A Multidimensional Scaling Program, Bell Telephone Laboratories, Murray Hill (New Jersey), Mai, 1967.

und TORSCA[1] wurden entwickelt, um größere Datenmengen verarbeiten zu können.

Das gemeinsame Vorgehen dieser verschiedenen Ansätze läßt sich durch die nachfolgende Darstellung veranschaulichen:

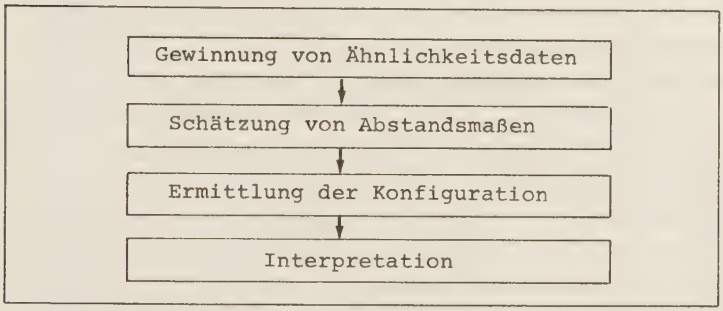

Abb. 42: Grundlegende Vorgehensweise bei der mehrdimensionalen Skalierung[2]

Diese grundlegenden Gemeinsamkeiten der MDS-Verfahren dürfen jedoch nicht darüber hinwegtäuschen, daß es viele Unterschiede in den Zielsetzungen und in den Algorithmen bei den verschiedenen Ansätzen gibt. Geht man von einer praktischen Problemstellung aus, so ist zu prüfen, welche der Verfahren zur Lösung des Problems in Frage kommen.

---

1 Vgl. Young, F. W. und Torgerson, W. S., TORSCA, A FORTRAN IV Program for Shepard-Kruskal Multidimensional Scaling Analysis, in: Behavioral Science, No. 12, Nov.1967, S. 498.

2 Vgl. Holtmann, D., Multidimensionale Skalierung, Methode und ihre Anwendung in den Sozialwissenschaften, Dissertation,Köln 1974, S. 16.

6.3 Einordnung und Auswahl der Verfahren

Mit dem klassischen Ansatz TORGERSONS stand in den ersten Jahren nach 1952 die Vorgehensweise fest, nämlich aus den Ähnlichkeitsdaten zwischen Objekten die exakte Konfiguration zu bestimmen. Neben diesem auf Ähnlichkeitsdaten basierenden Ansatz entwickelte COOMBS[1] ein auf Präferenzdaten aufgebautes Modell, das als "Unfolding Model" bekannt wurde. Es hatte den großen Vorteil, individuelle Unterschiede berücksichtigen zu können, dafür jedoch den noch größeren Nachteil, vorerst nur eindimensional zu sein.

Erst durch die Verfügbarkeit von Großrechenanlagen war die Möglichkeit gegeben, weiterführende Ansätze zu entwickeln. Der Grundstein für die folgende Entwicklungsstufe, die Darstellung der Konfiguration in einem möglichst niedrig dimensionierten Raum bei minimalem Informationsverlust, wurde von SHEPARD[2] gelegt. Als ein Maß für die Güte der Anpassung der Konfiguration an die Ähnlichkeitsdaten führte KRUSKAL[3] den Begriff "Stress" ein. In den darauffolgenden Jahren entstanden eine Reihe von Algorithmen und die zur Berechnung der Konfiguration notwendigen Com-

---

1 Vgl. Coombs, C. H., Psychological Scaling without a Unit of Measurement, in: Psychological Review, Vol. 57, 1950, S. 145 - 158.

Coombs, C. H., A Method for the Study of Interstimulus Similarity, in: Psychometrika, 1954, S. 183 - - 184.

2 Vgl. Shepard, R. N., The Analysis of Proximities: Multidimensional Scaling with an Unknown Distance Function, in: Psychometrika, Vol. 27, 1962, S. 219 - 246.

3 Vgl. Kruskal, J. B., Multidimensional Scaling by Optimizing Goodness of Fit to a Nonmetric Hypothesis, in: Psychometrika, Vol. 29, 1964, S. 1 - 28.

puterprogramme wie MDSCAL[1] und TORSCA-9[2].

Aus der Verallgemeinerung des COOMBschen Ansatzes entwickelten BENNETT und HAYS[3] ein Unfolding Model für den mehrdimensionalen Fall. Der große Nachteil lag hier jedoch darin, daß für alle Individuen der gleiche Wahrnehmungsraum zugrunde gelegt werden mußte.

Ein erstes Modell zur Darstellung individueller Unterschiede in einem mehrdimensionalen psychologischen Raum gelang TUCKER und MESSICK[4]. Aus diesem anfänglichen Modell entstand dann später das "Joint-space-model" von CARROLL und CHANG[5].

Dieser knappe geschichtliche Rückblick konnte lediglich die Richtungen der Forschungsbestrebungen andeuten. Um die einzelnen Ansätze jetzt auf ihre Eignung für die Fragestellungen der Marktsegmentierung hin beurteilen zu können, ist es notwendig, die charakteristischen Merkmale dieser Verfahren herauszuarbeiten.

---

1 Vgl. Kruskal, J. B., How to Use MDSCAL, a.a.O.

2 Vgl. Young, F. W. und Torgerson, W. S., TORSCA, A FORTRAN IV Programm for ..., a.a.O., S. 498 ff.

3 Vgl. Bennett, J. F. und Hays, W. I., Multidimensional Unfolding Determing the Dimensionality of Ranked Preference Data, in: Psychometrika, Vol. 25, 1960, S. 27 - 43.

4 Vgl. Tucker, L. R. und Messick, S., An Individual Difference Model for Multidimensional Scaling, in: Psychometrika, Vol. 28, 1963, S. 333 - 367.

5 Carroll, J. D. und Chang, J. J., A New Method for Dealing with Individual Differences in Multidimensional Scaling, Murray Hill, N. J., Bell Telephone Laboratories, 1969.

Die Verfahren zur MDS unterscheiden sich im wesentlichen im Hinblick auf

(1) die zu erhebende Datenart,
(2) das zu messende Skalenniveau und
(3) auf die Aggregation der Ausgangsdaten.

Zu (1)
Bei der ausschließlichen Verwendung von Ähnlichkeitsdaten als Input eines MDS-Verfahrens wird lediglich die Konfiguration der beurteilten Objekte im Wahrnehmungsraum erzeugt. Welche Auswirkungen das haben kann, soll nun anhand eines Beispiels zur Aufdeckung von Marktnischen gezeigt werden[1].

Ergäbe sich eine wie in Abb. 43 dargestellte Anordnung der auf dem Markt befindlichen Produkte A bis F in den Dimensionen I und II, so könnte die nicht schraffierte Fläche als eine Marktnische angesehen werden, die schraffierte Fläche kennzeichnet dagegen den Einzugsbereich einer bestehenden Marke. Der Schaffung eines Produktes, das in die nicht schraffierte Fläche fiele, muß jedoch mit großer Vorsicht begegnet werden, weil zur Konstruktion dieses Marktmodells allein nach der Ähnlichkeit befragt wurde, und die Vorziehenswürdigkeit damit nicht zum Ausdruck kommen kann. Um Aussagen hinsichtlich der Vorliebe für ein Produkt machen zu können, sind Präferenzdaten mit einzubeziehen. Dazu werden die Versuchsper-

---

1 Zur Aufdeckung von Marktnischen vgl. die psychologischen Marktmodelle von Spiegel und Berth.

Vgl. Spiegel, B., Die Struktur der Meinungsverteilung im sozialen Feld, Bern 1961.

Vgl. Berth, R., Wähler- und Verbraucherbeeinflussung - Empirische Grundlagen und theoretische Ansätze, Stuttgart 1963, S. 158 ff.

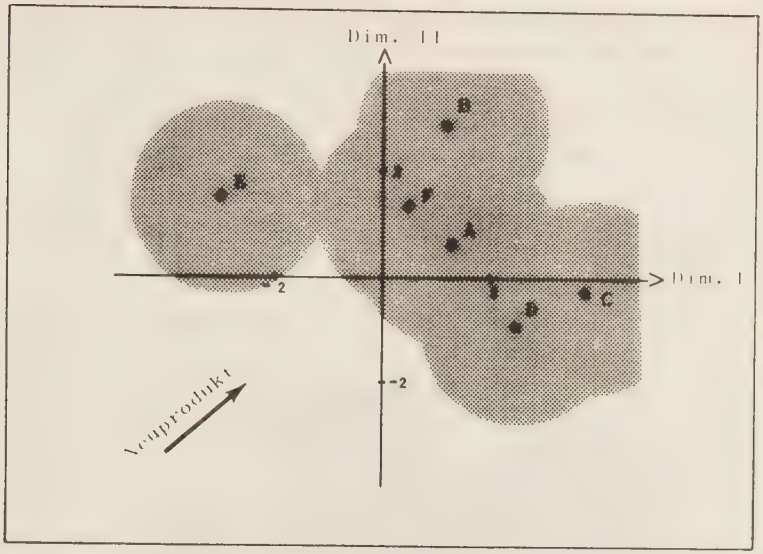

Abb. 43: Die Konfiguration der Produkte im Wahrnehmungsraum

sonen nicht nur über die Ähnlichkeit zwischen den Produkten sondern auch nach ihrer Vorliebe für die Produkte befragt. Während durch die Ähnlichkeitsdaten die Position der Produkte im Wahrnehmungsraum festgelegt wird, wird durch die Präferenzrangordnung das Idealprodukt bestimmt. Das Idealprodukt wird so plaziert, daß der Präferenzrangordnung der Versuchspersonen nicht widersprochen wird[1]. Die Entfernung der Isopräferenz-

1 Eine andere Möglichkeit der Bestimmung der Idealprodukte besteht in der direkten Vorgabe dieser hypothetischen Produkte und der Erhebung der Ähnlichkeitsdaten zwischen den realen Produkten und dem hypothetischen Produkt.

linien (Linien gleicher Vorziehenswürdigkeit) zum Idealprodukt zeigt die Vorziehenswürdigkeit an. Je näher also ein Produkt dem Idealprodukt liegt, desto stärker wird es den anderen vorgezogen[1]. Geben die Versuchspersonen neben den Ähnlichkeitsurteilen zwischen den Produkten A bis F noch Bewertungen hinsichtlich ihrer Vorziehenswürdigkeit ab, angenommen die Präferenzrangordnung sei A > F > B > D > C > E, dann erhält man folgendes Präferenzmodell:

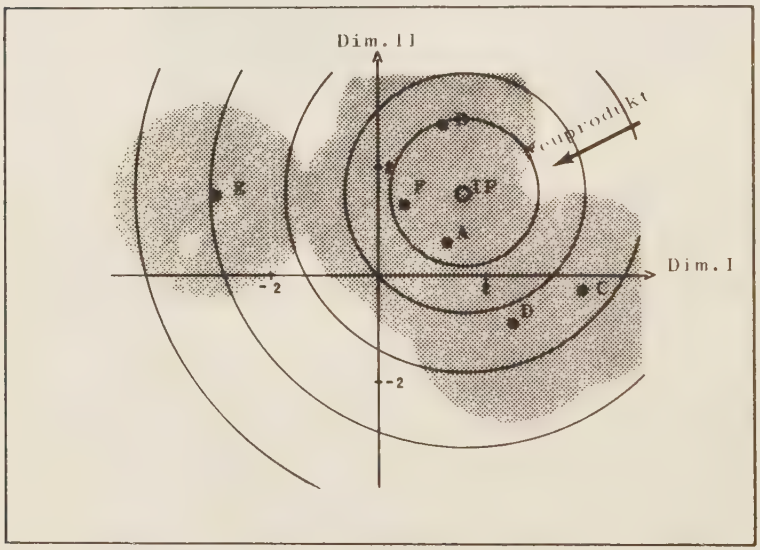

Abb. 44: Konfiguration der Produkte und Bestimmung der Lage des Idealproduktes im Wahrnehmungsraum (Präferenz- oder Idealpunktmodell)

1 Liegt das Idealprodukt außerhalb der Punktmenge, dann geht das Modell in das Vektormodell über. Das Vektormodell wird vom Verfasser als ein Spezialfall des Idealpunktmodells angesehen und daher nicht gesondert behandelt.

Vgl. Tucker, L. R., Intra-Individual and Inter-Individual Multidimensionality, in: Gulliksen, H. und Messick, S. (Hrsg.), Psychological Scaling, Theory and Applications, New York 1960, S. 155 - 167.

Je größer dabei die Anzahl der Objekte ist, desto genauer kann das Idealprodukt festgelegt werden[1]. Ein neues Produkt wäre in der Weise zu positionieren, daß es in der Nähe des Idealproduktes liegt, dabei aber mit anderen Produkten kaum konkurriert.

Die Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung sollten für Zwecke der Marktsegmentierung in der Lage sein, Präferenzurteile der Versuchspersonen mitzuverarbeiten, um Einblicke in die Lage der Produkte zum Idealprodukt geben zu können.

Zu (2)
Hinsichtlich des Skalenniveaus wird üblicherweise in metrische und nichtmetrische Verfahren unterschieden[2]. Die Ausgangsdaten sind einmal zumindest intervallskaliert, zum anderen nur ordinalskaliert. Diese Kennzeichnung kann jedoch nicht ausreichen, da die ordinalskalierten Inputdaten unter den gleichen Annahmen wie bei den metrischen Verfahren in metrische Inputdaten überführt werden könnten[3]. Die eigentlichen Un-

---

1 In diesem Falle von nur 6 Stimuli müßte ein Bereich für das Idealprodukt angegeben werden.

2 Den Methoden der vollkommen nichtmetrischen mehrdimensionalen Skalierung, die große Ähnlichkeiten mit der nichtmetrischen Faktorenanalyse zeigen, kann hier wegen des kaum bestehenden praktischen Interesses keine weitere Beachtung geschenkt werden. Verwiesen sei auf: Coombs, C. H., A Theory of Data, a.a.O., S. 140 ff.

3 Sind gewisse Anforderungen an die Daten erfüllt, dann können schon eindimensionale Skalierungsverfahren, wie z.B. das "Law of Comparative Judgment", ein höheres Meßniveau erreichen.

Vgl. Thurstone, L. L., A Law of Comparative Judgment, a.a.O.

terschiede sind in der Zielsetzung und im Algorithmus zu suchen[1].

Metrische Verfahren[2] gehen von Ähnlichkeitsurteilen über alle Objektpaare aus. Aus diesen Ähnlichkeitsurteilen lassen sich beispielsweise nach dem "Law of Comparative Judgment"[3] intervallskalierte Daten erhalten, wenn gewisse Anforderungen als erfüllt angesehen werden können. Nach Schätzung einer additiven Konstante erfolgt die Berechnung der Matrix der Skalarprodukte und des Ranges dieser Matrix zur Bestimmung der Dimensionenzahl[4]. Durch Faktorisieren der Matrix der Skalarprodukte ergeben sich die Koordinatenwerte auf den Dimensionen (vgl. hierzu Abschnitt 6.2). Ziel der metrischen Verfahren ist es also, aus den Ähnlichkeits- und Präferenzurteilen die exakte Konfiguration zu bestimmen. Dabei sind die Annahmen zu machen, daß zwischen den Distanzen der Inputmatrix und den in der Konfiguration reproduzierten Distanzen lineare Abhängigkeiten bestehen[5] und daß die Urteile der Versuchspersonen normalverteilt sind.

Nichtmetrische Verfahren benötigen die Erfüllung dieser Annahmen nicht. Ihr Ziel ist es, aus den Ähnlich-

---

1 Vgl. Dichtl, E., Die Multivariatenanalyse im Dienste der Verhaltensforschung, a.a.O., S. 96.

2 Vgl. hierzu das in Abschnitt 6.2 dargestellte klassische metrische Verfahren von TORGERSON.

3 Vgl. Thurstone, L. L., A Law of Comparative Judgment, a.a.O.,

4 Vgl. Abschnitt 6.2 dieser Arbeit

5 Für praktische Berechnungen liefern auch monotone Funktionen relativ gute Ergebnisse, besonders wenn die Zahl der Stimuli groß ist.

Vgl. hierzu: Green, P. E. und Carmone, F. J. und Robinson, P. J., Nonmetric Scaling: An Exposition and Overview, in: Wharton Quarterly, Vol. 2, 1968, S. 38 f.

keits- oder Präferenzdaten eine Konfiguration zu bestimmen, die bei vorgegebener Anzahl der Dimensionen möglichst wenig Informationsverlust aufweist. Ihr weiterer Vorteil ist es, lediglich mit der Annahme der Monotonie arbeiten zu müssen; d.h. die Rangordnung der Unähnlichkeiten muß lediglich der Rangordnung der wiedergegebenen Dimensionen der Konfiguration entsprechen. Lineare Abhängigkeiten wie bei den metrischen Versionen werden hier also nicht gefordert. Dieses von SHEPARD[1] im Jahre 1964 entwickelte und in den Folgejahren verbesserte Modell benötigt relativ aufwendige Anpassungsverfahren. Von einer beliebigen Startkonfiguration ausgehend (die Dimensionenzahl wird a-priori festgelegt), wird versucht, mit iterativer Vorgehensweise eine immer bessere Konfiguration zu finden. Je grösser die Anzahl der vorgegebenen Objekte ist, desto genauer wird die Lösung. Bei n Objekten beträgt die Zahl der Restriktionen $\binom{n}{2}$, das bedeutet beispielsweise bei 15 vorgegebenen Objekten 105 Restriktionen in Form von Ungleichungen. Die Positionen der 15 Objekte sind in einem iterativen Anpassungsprozeß so festzulegen, daß möglichst allen Restriktionen entsprochen wird. Als ein Maß für die Güte der Anpassung der iterierten Konfiguration an die ursprünglichen Ähnlichkeits- oder Präferenzdaten wird ein operationales Entscheidungskriterium angewandt, um die Endkonfiguration festzulegen. Die bekanntesten Prüfkriterien sind der "Stress"[2], der "Entfrem-

---

1 Vgl. Shepard, R. N., A Taxonomy of some Principle Types of Data and ..., a.a.O.

2 Vgl. Kruskal, J. B., Multidimensional Scaling by Optimizing..., a.a.O., S. 3 f.

dungskoeffizient"[1] und der "Strain"[2].

Zwischen diesen beiden Verfahrensgruppen der metrischen und der nichtmetrischen mehrdimensionalen Skalierung bestehen eine Reihe von Modellen, die sowohl metrische als auch nichtmetrische Eigenarten aufweisen, die sogenannten "quasi-metrischen" Verfahren. Die in der Literatur noch immer aufrechtgehaltene Trennung zwischen metrischen und nichtmetrischen Verfahren wird manchmal durchbrochen, wenn es um die Entwicklung von Computerprogrammen geht. Beispielsweise arbeiten einige Programme mit einem iterativen Anpassungsprozeß und einem Gütekriterium für die Anpassung, obgleich sie als metrische Verfahren bezeichnet werden.

Für die Zwecke der Marktsegmentierung ist es wichtig, mit solchen Modellen zu arbeiten, die in der Lage sind, Konfigurationen mit geringer Dimensionalität zu reproduzieren und dabei ein Maß für die fehlende Information anzugeben. Diese Modelle brauchen nicht nur in dem Bereich der nichtmetrischen Verfahren gesucht zu werden, sondern es gibt auch quasi-metrische, die diesen Anforderungen genügen.

---

1 Vgl. Guttmann, L. A., A General Nonmetric Technique for Findung the Smallest Coordinate Space for a Configuration of Points, in: Psychometrika, Vol. 33, 1968, S. 469 - 506; hier: S. 478 ff.

2 Vgl. Carroll, J. D., Introduktion to INDSCAL, Handout for Bell-Penn, MDS-Workshop, Murray Hill, ohne Zeitangabe, unveröffentlicht, S. 33.

Zu (3)
Das dritte Kriterium nimmt Bezug auf das Niveau der Aggregation der Urteile der Versuchspersonen.

Die meisten Verfahren der MDS nehmen gleiche Wahrnehmungs- und Präferenzstrukturen der Versuchspersonen an, indem über alle Ähnlichkeits- oder Präferenzurteile der Versuchspersonen ein Mittelwert berechnet wird. Diese "aggregierenden Verfahren" haben ihre Berechtigung jedoch nur dort, wo die Streuung der Urteile der Versuchspersonen sehr gering ist, also eine sehr homogene Struktur zu erwarten ist, und man lediglich die Positionierung der Objekte für diese durchschnittliche Person bestimmten will. Es wird also unterstellt, daß Art, Umfang und die Gewichtung der Beurteilungsdimensionen sowie die Lage des Idealpunktes und damit die Präferenzstruktur für alle Personen gleich sind.

Durch die Zusammenfassung der Ähnlichkeits- oder Präferenzdaten wird jedoch der interindividuellen Heterogenität der Urteilsstruktur der Versuchspersonen nicht Rechnung getragen. Durch die Aggregation der Urteile zu einem einzigen Wert können statistische Konstrukte gebildet werden, die es in Wirklichkeit gar nicht gibt. Es ist nicht das Ziel der Marktsegmentierung, die Urteilsstruktur eines durchschnittlichen Käufers zu bestimmen (wenn es diesen überhaupt gibt), sondern den Markt nach Käufergruppen abzusuchen. Um die nach Art, Umfang und Gewichtung individuell unterschiedlicher Wahrnehmungsräume und Lagen der Idealprodukte und damit auch die Präferenzstrukturen der Versuchspersonen aufzudecken, sind nichtaggregierende Verfahren der MDS zu verwenden.

Zusammenfassend kann festgehalten werden, daß ein für Zwecke der Marktsegmentierung anzuwendendes MDS-Modell

- der interindividuellen Heterogenität Rechnung tragen muß,
- neben der Konstruktion von Wahrnehmungsräumen auch die Präferenzstruktur der Versuchspersonen aufdecken soll und
- Konfigurationen mit geringer Dimensionalität reproduzieren kann und dabei in der Lage ist, ein Maß für fehlende Information anzugeben.

Den Modellen, die dieses zu leisten vermögen, gilt der folgende Abschnitt.

6.4 Nichtaggregierende Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung

6.4.1 Vorbemerkungen

Der interindividuellen Heterogenität der Versuchspersonen muß Rechnung getragen werden, wenn Fragen zur Marktsegmentierung beantwortet werden sollen. Eine Möglichkeit, diese zu berücksichtigen, kann in der Vorgruppierung der Versuchspersonen mit Hilfe verschiedener multivariater Klassifikationsverfahren liegen, wie z.B. Clusteranalyse (vgl. Kapitel 5) und Q-Faktorenanalyse (vgl. Abschnitt 2.4). Dies setzt natürlich gewisse a-priori Informationen voraus. Für die erhaltenen Gruppen können dann getrennte Skalierungsläufe durchgeführt werden. Man erhält für jede Gruppe einen Wahrnehmungs- und Präferenz-

raum. Über die Zusammenhänge, die zwischen diesen Räumen bestehen, können jedoch keine Aussagen gemacht werden, da Art, Umfang und Gewichtung der Beurteilungsdimensionen voneinander abweichen. Um die Beziehungen zwischen den Gruppen und ihre Lage zueinander deutlich machen zu können, sind nichtaggregierende Verfahren zur mehrdimensionalen Skalierung entwickelt worden.

Als ersten Versuch, individuelle Unterschiede in der Wahrnehmung in die mehrdimensionale Skalierung einzubeziehen, entstand die "point of view analysis" von TUCKER und MESSICK[1]. Die Versuchspersonen geben bei dieser Methode Ähnlichkeitsurteile über die Objekte ab. Mit Hilfe der Faktorenanalyse werden dann Versuchspersonen, die eine ähnliche Urteilsstruktur haben, zu Gruppen zusammengefaßt. Für jede einzelne Gruppe wird anschließend eine multidimensionale Skalierung durchgeführt[2]. Von der fraglichen Rechtfertigung abgesehen, die Faktorenanalyse auf diese Daten anzuwenden[3], bleibt der entscheidende Nachteil, die Wahrnehmungsräume nicht direkt miteinander vergleichen zu können. Andere Möglichkeiten,

---

1 Vgl. Tucker, L. R. und Messick, S., An Individual Difference Model for Multidimensional Scaling, a.a.O., S. 333 - 367.

2 Vgl. Holtmann, D., Multidimensionale Skalierung..., a.a.O., S. 141 f.

3 Vgl. Ross, I., A Remark on Tucker and Messick's "Point of View" Analysis, in: Psychometrika, Nr. 31, März 1966, S. 27 - 32.
Ross hält die Anwendung der Faktorenanalyse hier als mathematisch für nicht gerechtfertigt.

individuelle Unterschiede zu berücksichtigen, wurden von KRUSKAL[1] und MC GEE[2] geschaffen. Dem Vorteil ihrer Modelle, durch iterative Algorithmen sich eine befriedigende Lösungen suchen zu können, stehen eine Reihe von Nachteilen gegenüber, die die Anwendung auf praktische Fragestellungen einschränken.

Besondere Bedeutung erlangte das "joint space" Modell von CARROLL und CHANG[3]. Die Grundidee des Ansatzes ist, daß von einem gemeinsamen subjektiven Wahrnehmungsraum ausgegangen (group stimulus space) und durch personenspezifische Gewichtung der Beurteilungsdimensionen (subject space) der individuellen Heterogenität Rechnung getragen wird. In dem Computerprogramm INDSCAL (Individual Difference Scaling) ist dieser Ansatz berücksichtigt. Da das Modell große praktische Relevanz besitzt, erfolgt später eine Darstellung seiner Grund-

---

1 Vgl. Kruskal, J. B., How to Use MDSCAL Version 4 M, A Program to do Multidimensional Scaling and Multidimensional Unfolding, unveröffentliches Manuskript, Bell Telephone Laboratories 1968.

2 Vgl. Mc Gee, V. E., Multidimensional Scaling of N Sets of Similarity Measures: A nonmetric Individual Difference Approach, in: Multivariate Behavioral Research, No. 3, 1968, S. 233 - 248.

3 Vgl. Carroll, J. D. und Chang, J. J., A New Method for Dealing with Individual Differences in Multidimensional Scaling, a.a.O.

Unabhängig von Carroll und Chang wurde dieser Weg ebenfalls von Horan sowie von Bloxom eingeschlagen.

Vgl. hierzu
Horan, C. B., Multidimensional Scaling: Combining Observations when Individuals have Different Perceptual Structures, in: Psychometrika, Vol. 33, 1969, S. 139 - 165.

Bloxom, B., Individual Differences in Multidimensional Scaling, Research Bulleting 68 - 45, Princeton (New Jersey) 1968.

züge. Weitere Ansätze von GREEN/CARMONE[1] und eine neue Version von TUCKER[2] konnten bisher keine zufriedenstellenden Ergebnisse liefern.

Individuelle Unterschiede existieren jedoch nicht nur in der Wahrnehmung von Gegenständen, sondern auch in deren Beurteilung bezüglich ihrer Vorziehenswürdigkeit (Präferenzurteile). Erste Anfänge der individuellen Präferenzanalyse finden sich bei COOMBS[3] in dem allerdings nur eindimensionalen "Unfolding Model". Aus der Verallgemeinerung des Ansatzes entwickelten BENNET und HAYS[4] ein Modell für den mehrdimensionalen Fall, das jedoch für alle Individuen den gleichen Wahrnehmungsraum zugrunde legt. Hieraus wurden durch weitere Verallgemeinerungen eine ganze Hierarchie von Modellen entwickelt. Mit Hilfe des Computerprogramms PREFMAP[5] läßt sich schließlich die Berechnung des Präferenzraumes durchführen.

---

1 Vgl. Green, P. E. und Carmone, F. I., Multidimensional Scaling and Related Techniques in Marketing Analysis, Boston 1970, S. 66 ff.

2 Vgl. Tucker, L. R., Relations Between Multidimensional Scaling and Three-Mode-Factor-Analysis, in: Psychometrika, Vol. 17, 1972, S. 3 - 27.

3 Vgl. Coombs, C. H., Psychological Scaling Without a Unit of Measurement, a.a.O., S. 146.

4 Vgl. Bennet, J. F. und Hays, W. L., Multidimensional Unfolding, a.a.O., S. 27 - 43 und 221 - 238.

5 Vgl. Carroll, J. D. und Chang, J. J., How to Use PREFMAP and PREFMAP 2, Programs which Relate Preference Data to Multidimensional Scaling Solutions, Bell Laboratories, Murray Hill (New Jersey) 1967.

Zunächst wird nun im folgenden Unterabschnitt dargestelit, wie mit Hilfe des CARROLL/CHANG Modells (INDSCAL) individuelle Wahrnehmungsräume erzeugt werden können. Danach gilt es, für die Wahrnehmungsräume die Präferenzstrukturen zu bestimmen (PREFMAP).

6.4.2 Die Konstruktion individueller Wahrnehmungsräume

Das "joint space" Modell von CARROLL und CHANG unterscheidet sich von anderen Skalierungsansätzen dadurch, daß in ihm die relative Bedeutung einer Urteilsdimension für jede Versuchsperson bestimmt wird.

Das Modell geht wie bei den aggregierenden Verfahren zunächst von einem für alle Personen gemeinsamen Objektraum (group stimulus space) aus, der die Wahrnehmungsstruktur einer durchschnittlichen Versuchsperson wiedergibt. Ein solcher auf zwei Beurteilsdimensionen beschränkter Objektraum (auch Wahrnehmungsraum) ist in Abb. 45 für 9 Objekte (A, B, ..., I) wiedergegeben. Dieser Wahrnehmungsraum bezieht sich auf die Urteilsstruktur, die aus der Durchschnittsbildung über alle Ähnlichkeitsurteile entstand. Da die einzelnen Urteile der Versuchspersonen von den durchschnittlichen Urteilen abweichen, ist zu erwarten, daß auch die Wahrnehmungsräume der Versuchspersonen von dem durchschnittlichen Wahrnehmungsraum abweichen. Nur durch Zusammenfassung aller ergäbe sich der durchschnittliche Wahrnehmungsraum.

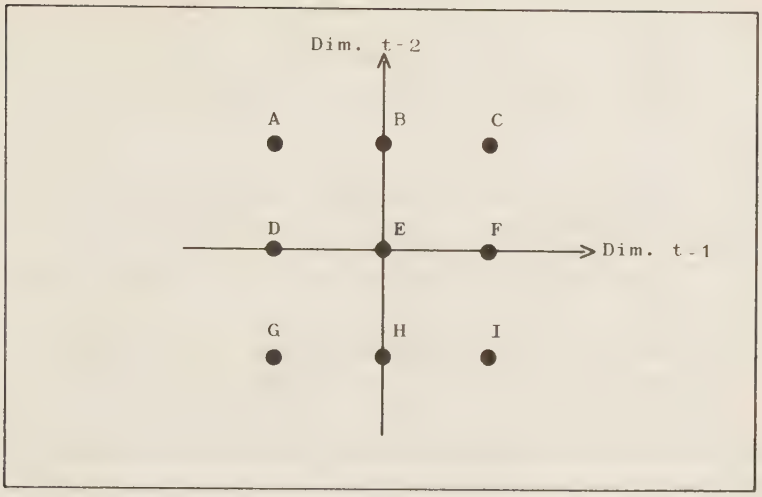

Abb. 45 : Gemeinsamer Objektraum eines hypothetischen Beispiels[1]

Die zur Bestimmung des individuellen Wahrnehmungsraumes notwendigen Dimensionengewichtungen für jede einzelne Versuchsperson zeigt an, um wieviel jede Dimension gestreckt bzw. gestaucht werden muß, so daß die Distanzen zwischen den Stimuli des reproduzierten Raumes möglichst hoch mit den abgegebenen Ähnlichkeitsurteilen

1 Vgl. Carroll, J. D., Individual Differences and Multidimensional Scaling, in: Shepard, R. N., Romney, A. K. und Nerlove, S. B. (Hrsg.), Multidimensional Scaling, Vol. I, Theory, New York, London 1972, S. 105 - 155.

korrelieren[1]. Die gewichteten Distanzen bestimmen sich nach[2]:

$$d_{jk}^{(i)} = \sqrt{\sum_{t=1}^{r} w_{it} \left(x_{jt} - x_{kt} \right)^2}$$

wobei:

$d_{jk}^{(i)}$ die Distanz zwischen Objekt j und Objekt k für die Person i ist,

w_{it} das Gewicht der Dimension t für die Person i ist und

x_{jt} und x_{kt} die Koordinatenwerte der zwei Objekte sind.

In Abb. 46 ist ein Personenraum (subject space) mit den Dimensionsgewichten für 9 Personen wiedergegeben. Die Lage der Versuchsperson (i) im Personenraum hängt ab von der relativen Bedeutung w_{it}, die die Versuchsperson i der Beurteilungsdimension t beimißt.

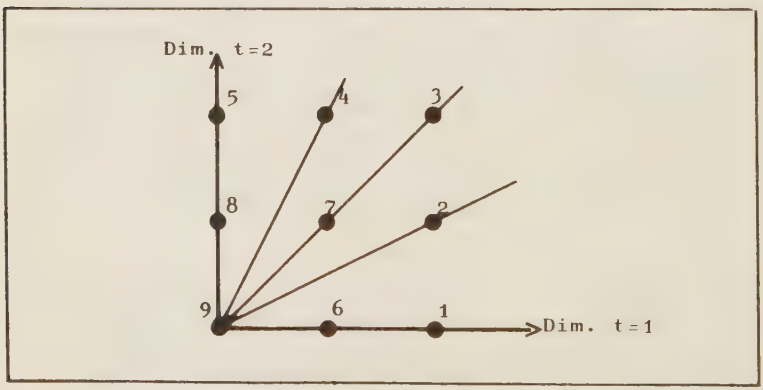

Abb. 46: Der Versuchspersonenraum mit den individuellen Dimensionsgewichten

1 Vgl. Wish, M., Deutsch, M. und Biener, L., Differences in Perceived Similarity of Nations, in: Shepard, R. N., Romney, A. K. und Nerlove, S. B. (Hrsg.), Multidimensional ..., a.a.O., S. 294 ff.

2 Diese modifizierte euklidische Distanzformel hat hier natürlich nur Gültigkeit, wenn angenommen werden kann, daß die Urteile der Versuchspersonen als aus einem euklidischen Raum stammend angesehen werden können.

Während die Personen 1 und 6 nur die Beurteilungsdimension t = 1 besitzen, sehen die Personen 5 und 8 allein die Dimension t = 2 als Kriterium an. Die Person 3 und 7 gewichten beide Dimensionen gleich, während Person 4 die Dimension t = 2 stärker und die Person 2 die Dimension t = 1 stärker gewichten. Die Person 9 sieht keine der beiden als seine Beurteilungsdimension an. Damit ist das Verhältnis der Dimensionsgewichte festgelegt.

Die Entfernung des Gewichtungspunktes einer Person vom Origo kann als Maß für die Korrelation zwischen den ursprünglichen Ähnlichkeitsdaten dieser Person und dem für sie geltenden Wahrnehmungsraum angesehen werden. Während Versuchspersonen, die auf demselben Fahrstrahl liegen, das gleiche Gewichtungsverhältnis aufweisen, ist die absolute Bedeutung der Gewichte durch die Länge der Strecke gegeben. Gewichtungspunkte von Personen, die nahe am Koordinatenursprung liegen, zeigen an, daß die betrachteten Dimensionen nicht wesentlich zu den Beurteilungsdimensionen dieser Personen gehören, und daß die Versuchspersonen entweder nicht beurteilungskonsistent ist oder andere Beurteilungsdimensionen besitzt.

Da die Gewichtungspunkte der Person 1 bis 5 weiter vom Ursprung entfernt liegen als die übrigen, kann geschlossen werden, daß die hier betrachteten zwei Dimensionen besser den Ähnlichkeitsurteilen der Personen 1 bis 5 entsprechen als denen der übrigen Personen[1].

---

1 Vgl. Wish, M., Deutsch, M. und Biener, L., Differences in Perceived Similarity of Nations, a.a.O., S. 294 ff.

Wird der gemeinsame Objektraum jeweils im Verhältnis der Dimensionsgewichte w_{it} gestreckt bzw. gestaucht, dann entsteht der individuelle Wahrnehmungsraum für die Versuchsperson i. Die Abbildung 47 gibt diese für die Versuchspersonen 1 bis 5 wieder.

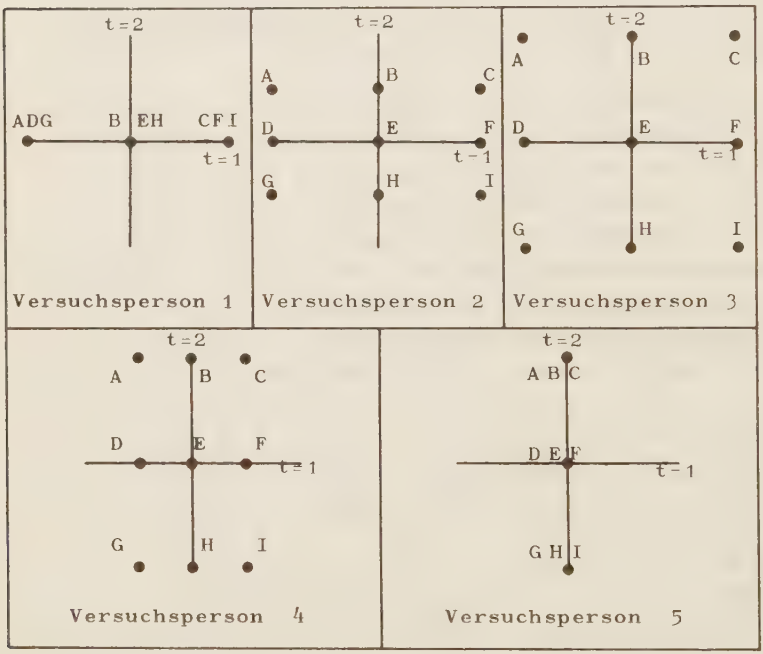

Abb. 47: Individuelle Wahrnehmungsräume der Versuchspersonen 1 bis 5

Das Modell von CARROLL und CHANG bezieht also die Gewichte des Personenraumes (subject space) auf die Dimensionen des gemeinsamen Objektraumes (group stimulus space),

um die individuellen Wahrnehmungsräume zu erzeugen[1]. Sind die individuellen Wahrnehmungsräume jetzt bestimmt, wird man im allgemeinen zwischen einigen von ihnen gewisse Ähnlichkeiten feststellen und versuchen, die einzelnen Räume mit Hilfe von Klassifikationsverfahren[2] zu Gruppen mit ähnlicher Wahrnehmungsstruktur zusammenzufassen.

Dieses am hypothetischen Beispiel gezeigte Modell kann mit dem Programm INDSCAL gerechnet werden. Die mögliche Begrenzung, als "quasi-metrisches" Verfahren Inputdaten auf intervallskaliertem Niveau zu benötigen oder diese über eine Reihe von Annahmen zu gewinnen[3], erscheint nach CARROLL nicht so gewichtig. Empirische Untersuchungen ergaben, daß die Auswirkungen der Metrikannahme auf die Lösung nicht allzu groß sind[4]. Nichtmetrische Varianten des Algorithmus können noch nicht als allgemein anwendbar angesehen werden.

---

1 Vgl. Carroll, J. D., Individual Differences and ..., a.a.O., S. 105 ff.

Vgl. Wish, M., Deutsch, M. und Biener, L., Differences in ..., a.a.O., S. 294 ff.

Für Zwecke einfacherer Darstellung wurden die Dimensionen mit den angegebenen Gewichten multipliziert und nicht mit den Quadratwurzeln aus den Gewichten.

2 Vgl. Kapitel 5 dieser Arbeit.

3 Vgl. Thurstone, L. L., A Law of Comparative Judgment, a.a.O., S. 232 ff.

4 Vgl. Carroll, J. D., Individual Differences and ..., a.a.O., S. 105 f.

6.4.3 Die Bestimmung der Präferenzstruktur

Eine Personengruppe, die ähnliche Vorstellungen besitzt, kann nur dann als ein Marktsegment betrachtet werden, wenn sie auch über gleiche Präferenzen hinsichtlich der beurteilten Objekte verfügt. Ein Sportwagen kann beispielsweise von einer Beurteilergruppe fast gleich wahrgenommen werden, situationsspezifische Merkmale wie Finanzkraft, Familiengröße, Erst- oder Zweitwagen, bedingen jedoch unterschiedliche Präferenzstrukturen der Versuchspersonen. Damit wirkungsvoll Marktsegmentierung betrieben werden kann, muß die homogen wahrnehmende Gruppe auf der Basis ihrer Präferenzen weiter aufgespalten werden.

Zur Festlegung der Präferenzstrukturen sind mehrere Modelle vorgeschlagen worden. Ausgehend vom Vektormodell von TUCKER[1], dem einfachen "Unfolding Model" von COOMBS[2] und dem mehrdimensionalen Ansatz von BENNETT und HAYS[3], entwickelten CARROLL und CHANG ein allgemeines "Unfolding" Modell, das eine unterschiedliche Ge-

---

1 Vgl. Tucker, L. R., Intra-Individual and Inter-Individual Multidimensionality, a.a.O., S. 155 - 167.

2 Vgl. Coombs, C. H., Psychological Scaling without a Unit of Measurement, a.a.O., S. 148 - 158.

3 Vgl. Bennett, J. F. und Hays, W. L., Multidimensional Unfolding ..., a.a.O., S. 27 - 43.

wichtung der Beurteilungsdimensionen erlaubt und mit Hilfe des Computerprogramms PREFMAP und PREFMAP 2 gerechnet werden kann[1].

In dem zweidimensionalen Beispiel des Präferenzmodells auf Seite 174 wurde von einer für alle Versuchspersonen geltenden durchschnittlichen Präferenzrangordnung A > F > B > D > C > E ausgegangen. Die abgegebenen Präferenzurteile streuen jedoch um diese durchschnittliche Rangordnung. Hier sei angenommen, es haben sich 3 in ihren Präferenzurteilen unterschiedliche Gruppen ergeben:

Gruppe	I	B > F > A > C > D > E
Gruppe	II	D > C > A > F > B > E
Gruppe	III	F > E > A > B > D > C .

Aus diesen Präferenzrangordnungen werden die Idealprodukte der drei Gruppen so plaziert, daß ihrer Präferenzrangordnung nicht widersprochen wird. Abb. 48 gibt die für eine bestimmte Gruppe gleicher Wahrnehmungsstruktur geltende unterschiedliche Präferenzstruktur durch die Festlegung der drei Idealprodukte wieder. Je weiter ein Objekt von dem Idealpunkt entfernt ist, desto geringer ist die Vorziehenswürdigkeit für die betrachtete Versuchspersonengruppe.

---

1 Vgl. Carroll, J. D. und Chang, J. J., How to Use PREFMAP and PREFMAP 2, a.a.O.

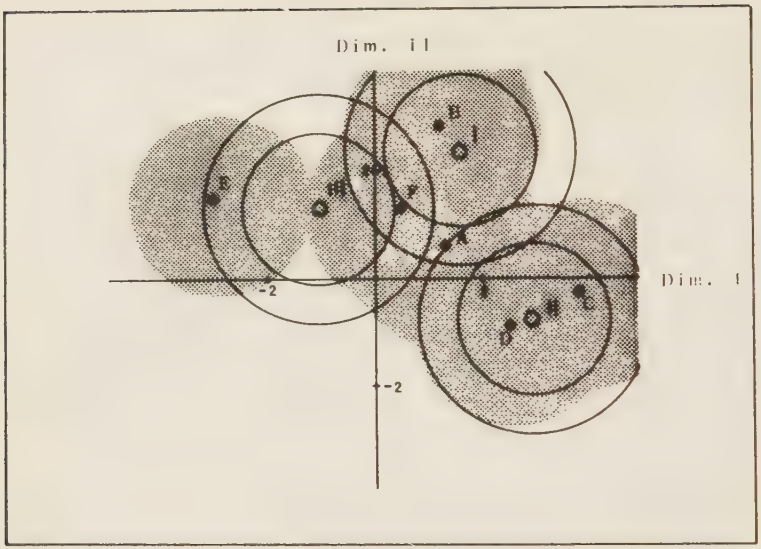

Abb. 48: Gemeinsamer Wahrnehmungsraum der Produkte A, B, C, D, E und F mit drei unterschiedlichen, durch die Lage der Idealprodukte bestimmten Präferenzstrukturen

Bisher wurde unterstellt, daß die Individuen eines gemeinsamen Wahrnehmungsraumes die gleichen Beurteilungsdimensionen hinsichtlich ihrer Präferenz besitzen und diese auch gleich gewichten. Wird jedoch analog der Konstruktion der individuellen Wahrnehmungsräume (vgl. S. 185 f.) die relative Bedeutung einer Beurteilungsdimension w_{it} mitberücksichtigt, so nehmen die Isopräferenzkurven im Falle ungleicher Gewichtung der Dimensionen die Form von Ellipsen an (bzw. von Hyperellipsoiden in mehrdimensionalen Räumen). Je größer das Gewicht w_{it}, desto weniger breit brauchen die Kurven zu sein, um den gleichen Distanzbetrag zu erhalten.

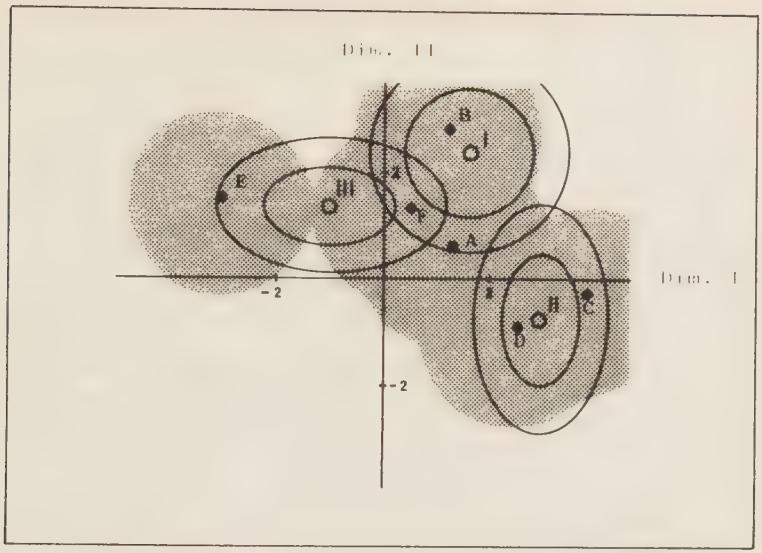

Abb. 49: Darstellung von drei hinsichtlich der Lage der Idealprodukte und der Gewichtung unterschiedlichen Präferenzstrukturen

Abb. 49 gibt eine für drei Versuchspersonengruppen geltende unterschiedliche Präferenzstruktur wieder, wobei sich die Präferenzstrukturen hinsichtlich der Lage der Idealprodukte und der Gewichtung der Dimensionen unterscheiden. In der genannten Abbildung gewichtet die Gruppe I beide Dimensionen gleich, die Gruppe II die Dimension 1 stärker und die Gruppe III die Dimension 2 stärker.

Weitere von CARROLL und CHANG gemachte Verallgemeinerungen des "Unfolding Models" beziehen Rotation des Wahr-

nehmungsraumes sowie die Möglichkeit negativer Gewichte mit ein[1].

Zusammenfassend sei festgehalten: Von der Gesamtheit der Versuchspersonen kann angenommen werden, daß die Befragten die Produkte kaum in der gleichen Weise wahrnehmen. Die hier dargestellten Modelle sind in der Lage, individuelle Wahrnehmungsräume zu identifizieren und für diese auch individuelle Präferenzstrukturen herauszuarbeiten[2]. Bei der praktischen Anwendung dieses Modells zu Zwecken der Marktsegmentierung entstehen jedoch eine Reihe von Problemen, auf die im folgenden eingegangen werden soll.

---

1 Vgl. Carroll, J. D., Individual Differences and ..., a.a.O., S. 120 ff.

2 Zur Bedeutung der individuellen Präferenzstrukturen für die Beurteilung bestehender Produkte vgl. Rehder, H. K. K., Multidimensionale Produktmarktstrukturierung - Theorie und Anwendung auf einen Produktmarkt, in: Schriften zur wirtschaftswissenschaftlichen Forschung, Band 96, Meisenheim am Glan 1975, S. 215 ff.

6.5 Probleme bei empirischer Anwendung

Sind das für die Marktsegmentierung zu verwendende Modell und damit auch die benötigten Inputdaten festgelegt, dann gilt es, den zu untersuchenden Produktkreis, die Anzahl und Auswahl der Versuchspersonen sowie das zu verwendende Datengenerierungsverfahren zu bestimmen. Neben diesen den Dateninput betreffenden Entscheidungen sind Überlegungen anzustellen, wie den ermittelten Dimensionen eine inhaltliche Bedeutung gegeben werden kann.

Nach der Präzisierung des Untersuchungszieles hat eine inhaltliche und umfangmäßige Abgrenzung der Produkte zu erfolgen. Während Marketingfachleute die inhaltliche Bestimmung der in die Untersuchung aufzunehmenden Produkte vornehmen, ist die quantitative Festlegung mehr ein technisches Problem. Einerseits ist eine große Anzahl von Objekten anzustreben, um eine möglichst genaue Lösung zu erhalten (vgl. Abschnitt 6.3), auf der anderen Seite steigt damit die Zahl der benötigten Ähnlichkeitsurteile und die damit verbundene Belastung der Versuchspersonen fast quadratisch[1]. Zusätzlich steigt der Speicherbedarf; in vorhandenen Computerprogrammen ist die maximale Objektanzahl (z. B. bei PREFMAP mit 64 und PREFMAP 2 mit 30) festgelegt. Da die Re-

---

1 Vgl. Mazanec, J., Mehrdimenionale Repräsentation von Produktmarken, Arbeitspapiere des Instituts für Werbewirtschaft und Marktforschung der Hochschule für Welthandel, Wien 1975, S. 42.

liabilität der Lösung mit zunehmendem Objektumfang steigt, andererseits ein zu großer Umfang auf Durchführungsschwierigkeiten stößt, ist eine Abwägung zwischen diesen beiden Zielen vorzunehmen. Aufgrund empirischer Untersuchungen werden in der Literatur Entscheidungshilfen in Form von Faustregeln angeboten. Eine davon besagt, daß bei zweidimensionaler Darstellung die Objektzahl mindestens 10, bei dreidimensionaler Darstellung mindestens 15 betragen sollte[1]. Es ergibt sich damit ein gewichtiges Problem, wenn bei einer Marktsegmentierung nur von weniger als 10 Produkten ausgegangen werden kann, weil eben diesem betreffenden Produktmarktraum nicht mehr Produkte angehören. Darüber hinaus muß bedacht werden, daß bei einer Objektzahl von 15 von jedem Probanden 105 Ähnlichkeitsurteile abzugeben sind, was angesichts der Erhebungskosten, vor allem aber an der unzumutbaren Belastung der Versuchspersonen Grenzen findet. Um diese benötigten Daten zu reduzieren, wurden Pläne entworfen[2], um Stichproben aus den möglichen Ähnlichkeitsurteilen ziehen zu können[3].

Repräsentative Erhebungen verlangen relativ große Stichproben. In empirischen Untersuchungen der Marktforschung werden etwa 2000 bis 3000 Versuchspersonen befragt. Dieser Umfang ist zu groß, um alle Versuchspersonen mit Hilfe des "Individual Scaling" positionieren zu können, da das Verfahren letztlich auf das individuelle Konsu-

---

1 Vgl. Sherman, C. R., Nonmetric Multidimensional Scaling: A Monte Carlo Study of the Basic Parameters, in: Psychometrika, Vol. 37, 1972, S. 323 - 355.

2 Vgl. Rao, V. R. und Katz, R., Alternative Multidimensional Scaling Methods for Large Stimulus Sets, in: Journal of Marketing Research, Vol. VIII, Nov. 1971, S. 488 - 494.

3 Vgl. Kruskal, J. B., Special Problems and Possibilities, Unveröffentlichtes Manuskript, Bell-Penn Multidimensional Scaling Workshop, 1972.

mentenverhalten abstellt. Deshalb sei hier ein zweistufiges Vorgehen vorgeschlagen: Einmal wird versucht, aus den abgegebenen Urteilen der Versuchspersonen Distanzen zu bilden und diese mit Hilfe verschiedener Klassifikationsverfahren (vgl. Kapitel 5) für eine Vorgruppierung der Versuchspersonen zu verwenden. Für die sich nach der Vorgruppierung ergebenden Segmente werden dann durchschnittliche Werte berechnet und als Input für das INDSCAL-Programm verwendet[1].

Mit Hilfe von Datengenerierungsverfahren lassen sich Präferenz- und Ähnlichkeitsdaten als Input für MDS-Verfahren erzeugen. Welches Generierungsverfahren geeignet ist, hängt von einer Reihe von Faktoren ab, wie z. B. von der den Versuchspersonen zumutbaren Belastung, der zu skalierenden Objektzahl und dem verwendeten Algorithmus[2]. Die Vielzahl der Techniken und ihrer Varianten erlauben in diesem Rahmen keine geschlossene Darstellung oder den Versuch einer Systematisierung. Verwechslungshäufigkeiten, Entscheidungszeit, Häufigkeit des Markenwechsels und andere Faktoren des beobachtbaren Kaufverhaltens[3] stehen

---

1 Vgl. Johnson, S. C., Hierarchical Clustering Schemes, in: Psychometrika, Vol. 32, Sept. 1967, S. 241 - 254.

Vgl. Kruskal, J. B., Clustering and Multidimensional Scaling, Vortrag Bell-Penn, MDS-Workshop, Philadelphia 1972.

Vgl. Mazanec, J., Mehrdimensionale Repräsentation von Produktmarken, a.a.O., S. 40 f.

2 Vgl. Green, P. E. und Carmone, F. J., Multidimensional Scaling and Related Techniques ..., a.a.O., S. 53 ff.

3 Vgl. ebenda, S. 54 f.

Vgl. Green, P. E., Carmone, F. J. und Robinson, P. J., A Comparison of Perceptual Mapping Via Confusions Data and Direct Similarity Judgment, in: King, R. L. (Hrsg.), Proceedings of the Denver Conference of the American Marketing Association, Chicago (Illinois) 1968, S. 323 - 334.

Vgl. Lehmann, D. E., Judgment Similarity and Brand Switching Data as Similarity Measures, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, 1972, S. 331 - 334.

als mittelbare Methoden neben den direkten Vergleichsmethoden[1] wie Triadenvergleich, Paarvergleich und Bezugsreizmethode, auf die hier nur kurz eingegangen werden soll.

Beim Triadenvergleich werden den Versuchspersonen jeweils 3 Objekte (Triaden) vorgelegt. Die Versuchspersonen haben zu entscheiden, welches der Objektpaare am ähnlichsten und welches am unähnlichsten ist. Aus den Urteilen wird eine Rangordnung hinsichtlich der Ähnlichkeit gebildet, die als Input für nichtmetrische Verfahren dienen kann.

Die Methode des Paarvergleichs verlangt von den Versuchspersonen sehr hohe Anforderungen, sämtliche $\binom{n}{2}$ Objektpaare müssen hinsichtlich der Ähnlichkeit in eine Rangordnung gebracht werden.

Bei der Bezugsreizmethode bildet jedes Objekt einmal den Bezugspunkt, anhand dessen die übrigen n-1 Objekte nach der Ähnlichkeit in eine Rangordnung gebracht werden müssen.

Die empirische Anwendbarkeit dieser drei Verfahren wurde von HENRY und STUMPF[2] überprüft. Insbesondere wurde die zeitliche Belastung der Versuchspersonen bei den drei Ver-

---

1 Vgl. Neidell, L. A., Procedures for Obtaining Similarities Data, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, Aug. 1972, S. 335 - 337.

2 Vgl. Henry, W. A. und Stumpf, R. V., Time and Accuracy Measures for Alternative Multidimensional Scaling Data Collection Methods, in: Journal of Marketing Research, Vol. XII, Mai 1975, S. 165 - 170.

fahren verglichen. Abbildung 50 gibt die Abhängigkeit der Erhebungszeit von der Anzahl der vorgegebenen Objekte wieder. Wird beispielsweise von einer Objektanzahl von 12 ausgegangen, dann werden für die Methode des Triadenvergleichs fast 60 Minuten, für die Paarvergleichsmethode fast 50 Minuten, dagegen für die Bezugsreizmethode nur etwa 20 Minuten benötigt.

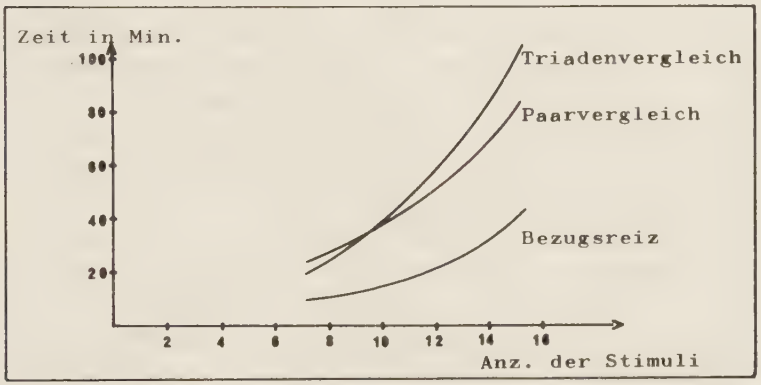

Abb. 50: Vergleich von 3 Datenerhebungsmethoden hinsichtlich der zeitlichen Belastung der Versuchspersonen

Für größere Objektumfänge sind jedoch auch diesen Verfahren Grenzen gesetzt, so daß hierfür mit Stichprobenplänen gearbeitet werden muß[1].

---

1 Vgl. Rao, V. R. und Katz, R., Alternative Multidimensional Scaling Methods for Large Stimulus Sets, in: Journal of Marketing Research, Vol. VIII, Nov. 1971, S. 488 - 494.

Das grundlegende Ziel mehrdimensionaler Skalierungsverfahren ist es, die Positionen der Objekte in einem möglichst niedrigdimensionalen Raum abzubilden. Dieses kommt der Anschaulichkeit, vielleicht sogar der Interpretierbarkeit zugute, dagegen schadet es der Anpassungsgüte[1]. Wieviel Dimensionen zur Darstellung der Konfiguration benötigt werden, ist im Einzelfall abzuwägen, hierfür stehen statistische Gütekriterien zur Verfügung.

In der inhaltlichen Deutung der erhaltenen Ergebnisse liegt ein Hauptproblem der mehrdimensionalen Skalierung. Rotation und Translation sind hier zwar ebenso möglich wie bei anderen multivariaten statistischen Verfahren, da bei den MDS-Verfahren jedoch lediglich Ähnlichkeits- und Präferenzdaten eingehen, ist die bei anderen Verfahren vorhandene Orientierungshilfe durch die Variablen nicht gegeben. Der oftmals vorgeschlagenen Interpretation durch Experten, die sich anhand von bekannten Beurteilungsdimensionen und bekannten Ausprägungen einiger Objekte in diesen Dimensionen orientieren, sind aufgrund des sehr hohen Subjektivitätsgrades Grenzen gesetzt.

Die bei den MDS-Verfahren durch das Wegfallen von Variablen fehlende Orientierungshilfe kann durch Zusatzinformationen ausgeglichen werden. Parallel zur Erhebung der Ähnlichkeits- und Präferenzdaten werden Beurteilungsdimensionen in Form von Eigenschaftsskalen vorgegeben, auf

---

1 Vgl. Wish, M., Brief Comments About Dimensionality, in: Bell Laboratories, Murray Hill, ohne Zeitangabe, S. 1 - 4.

die die Versuchspersonen die Produkte sowie das Idealprodukt einzuordnen haben. Die Eigenschaftsskalen werden als neue Vektoren, die jedoch nur den Zweck der Interpretationshilfe haben, in die Konfiguration gelegt. Die Projektion der Interpretationsvektoren in den gegebenen Raum wird in der Weise durchgeführt, daß eine möglichst große Übereinstimmung der Konfiguration mit den auf den Eigenschaftsskalen abgegebenen Urteilen er-

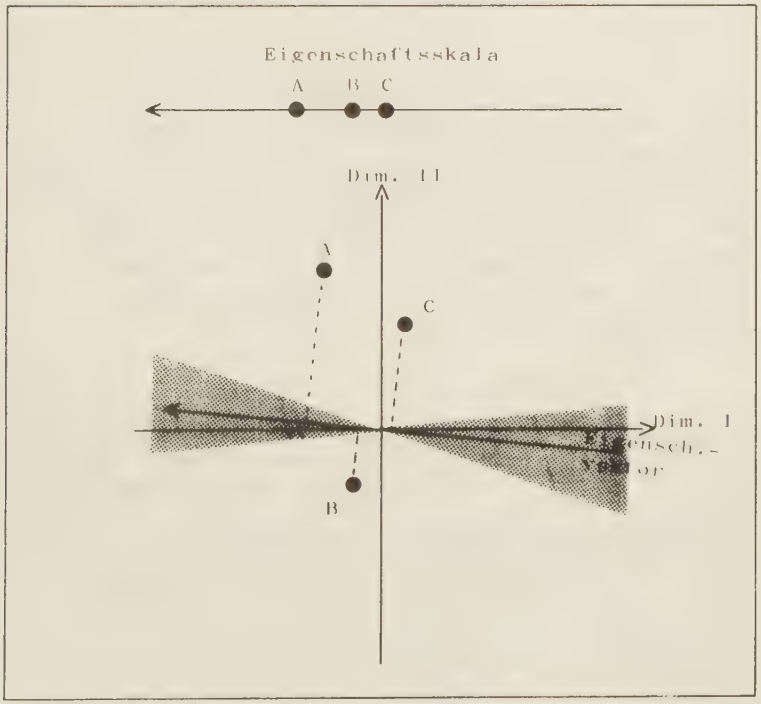

Abb. 51 : Projektion einer Eigenschaftsskala in einen zweidimensionalen Wahrnehmungsraum

zielt wird[1]. Je größer dabei die Objektzahl ist, desto genauer kann der Eigenschaftsvektor festgelegt werden.

In Abb. 51 ist eine Projektion für eine Eigenschaftsskala wiedergegeben. Da lediglich 3 Objekte vorgegeben sind, ist für den Eigenschaftsvektor ein Streubereich eingezeichnet. Für das hypothetische Beispiel der 6 Produkte und des Idealproduktes wurde für zwei Beurteilungsdimensionen eine Projektion mit Hilfe des Computerprogramms PROFIT (Property Fitting)[2] durchgeführt (vgl. Abb. 52).

Das Programm PROFIT erlaubt die Projektion von bis zu 20 Eigenschaftsvektoren, die durch den Koordinatenursprung des Wahrnehmungsraumes verlaufen. Ein Vektor wird in der Weise bestimmt, daß die Korrelation (entweder die multiple lineare oder auch die multiple nicht-lineare) zwischen den Projektionen der Objekte auf den Eigenschaftsvektor und den auf diesem angegebenen Objekteinstufungen maximiert wird.

---

1 Vgl. Carroll, J. D.,Algorithms for Rotation and Interpretation of Dimensions and for Configuration, Matching-Handout for Bell-Penn, MDS-Workshop, ohne Zeitangabe, S. 1 - 15.

Vgl. Miller, J. E., Shepard, R. N. und Chang, J. J., An Analytical Approach to the Interpretation of Multidimensional Scaling Solutions, in: American Psychologist, Vol. 19, 1964, S. 579 - 580.

2 Vgl. Carroll, J. D. und Chang, J. J., PROFIT, Edinburgh Version, Murray Hill (New Jersey) 1975.

Vgl. Chang, J. J. und Carroll, J. D., How to Use PROFIT, A Computer Program for Property Fitting by Optimizing Nonlinear or Linear Correlation, unveröffentlichtes Manuskritp, Bell Laboratories, ohne Zeitangabe.

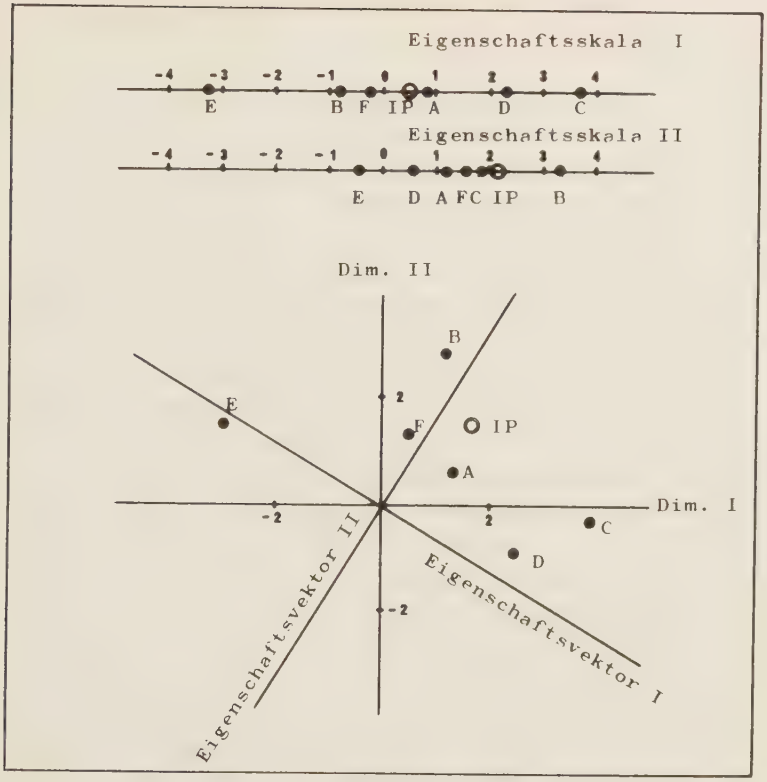

Abb. 52: Projektion von zwei Eigenschaftsskalen in den Wahrnehmungsraum nach dem Computerprogramm PROFIT

7 Schlußbemerkungen

Marktsegmentierung beinhaltet die Entwicklung und Durchsetzung einer Strategie der differenzierten oder konzentrierten Marktbearbeitung. Voraussetzung hierfür ist, daß sich die Käufer in ihren Verhaltens-, Einstellungs- und Persönlichkeitsstrukturen unterscheiden und damit auch unterschiedliche Nachfragestrukturen besitzen. Um für eine Marktbearbeitung im Sinne der Marktsegmentierungsstrategie die Aktivitäten effektiver planen und die Instrumente entsprechend einsetzen zu können, müssen diese Nachfragestrukturen aufgedeckt werden. Geht man davon aus, daß die Nachfragestruktur einer Person hinsichtlich eines bestimmten Produktes eine Funktion seiner Erwartungen, Einstellungen, Persönlichkeits- und Verhaltensmerkmale ist, dann kann aufgrund dieser Personencharakteristika eine Aufteilung des Marktes vorgenommen werden. Die Vielzahl der Merkmale setzt den Kategorisierungsmöglichkeiten mit Kreuztabellen jedoch Grenzen, so daß mathematisch-statistische Verfahren herangezogen werden müssen, die in der Lage sind, mehrere Variablen zugleich auszuwerten. Aufgrund der großen Zahl dieser multivariaten Verfahren, vor allem aber ihrer Varianten ergibt sich die Frage, welches der Verfahren anzuwenden ist. Da die Entscheidungen nicht allein von den Eigentümlichkeiten der Verfahren, sondern auch von der Formulierung des Segmentationsproblems abhängen, mußten in dieser Arbeit beide Problemkreise angesprochen werden. Die Ergebnisse sollen im folgenden kurz zusammengefaßt werden.

Einfache Zusammenhangsstrukturen können mit den Verfahren der multiplen Regressionsanalyse aufgedeckt werden. Indem die Beziehungen zwischen den Merkmalen der Konsumenten und einer Verhaltensvariablen hergestellt werden, ist es möglich, Konsumentengruppen mit gleichartigem Verhalten aus der Kenntnis der Personencharakteristika zu bilden. Da in einer multiplen Regressionsanalyse jeweils nur eine abhängige Variable betrachtet werden kann, für die Zwecke der Marktsegmentierung aber ein ganzes Verhaltensmuster erklärt werden muß, ist für empirische Untersuchungen ein ganzes System von Regressionsgleichungen aufzustellen.

Um der komplexen Struktur der Problemstellung gerecht zu werden, wird der Marktforscher bei der Durchführung einer multiplen Regressionsanalyse im allgemeinen von einer größeren Anzahl von erklärenden Variablen ausgehen. Dabei werden auch Zusammenhänge zwischen den erklärenden Merkmalen auftreten. Dies bedeutet aber, daß in mehreren gemessenen Variablen teilweise gleiche Informationen enthalten sind und damit die Beiträge, die die einzelnen unabhängigen Variablen zur Erklärung der abhängigen Variablen leisten, nicht mehr zugerechnet werden können. Die hier notwendige Verdichtung des Datenmaterials kann mit faktoranalytischen Techniken durchgeführt werden. Neben der Gruppierung und der möglichen Reduzierung der Merkmale wird die Faktorenanalyse häufig auch als eine Q-Analyse für die Gruppierung von Elementen eingesetzt. Dieses Vorgehen muß allein schon aufgrund seiner technischen Beschränkungen für die Zwecke der Marktsegmentierung abgelehnt werden. Eine Gruppierung der Versuchspersonen sollte aufgrund der Faktorenwerte der Personen durchgeführt werden, die aus der eigentlichen Faktorenanalyse

über die Merkmale ermittelt wurden. Für eine solche Gruppierung können verschiedene Klassifikationsverfahren eingesetzt werden. Wird die Problemstellung derart erweitert, daß die Zusammenhänge zwischen mehreren Kaufverhaltensmerkmalen auf der einen und mehreren Personencharakteristika auf der anderen Seite gleichzeitig zu untersuchen sind, bietet sich das Verfahren der kanonischen Analyse zur Lösung an. Es untersucht die beiden Variablenreihen auf maximalen linearen Zusammenhang hin und bestimmt dabei zugleich die Beiträge der einzelnen Variablen am Zustandekommen dieses Zusammenhanges. Die auf diese Weise aufgedeckten starken Beziehungen können dann mit anderen Verfahren weiter analysiert werden. Damit ist das Verfahren für Voruntersuchungen geeignet.

Liegt schon eine natürliche Gruppierung vor (z. B. Käufer-Nichtkäufer, Innovatoren-Spätkäufer), dann ist es für einen gezielten Einsatz der Marketing-Instrumente notwendig zu wissen, welche anderen Merkmale diese Gruppierung wiedergeben können und welche Bedeutung hierbei die einzelnen Merkmale haben. Zur Beantwortung dieser Fragen kann das Instrumentarium der Diskriminanzanalyse verwendet werden. Dieses Verfahren bietet ferner auch die Möglichkeit, die Gruppenzugehörigkeit einer bestimmten Person vorherzusagen, wenn ihre Ausprägungen in den trennwirksamen Variablen bekannt sind.

In vielen Fällen liegt eine sinnvolle natürliche Gruppierung des Gesamtmarktes nicht vor, sondern ist erst aufgrund der Ausprägungen in den kaufverhaltensrelevanten Merkmalen zu bilden. Die homogenen Käufergruppen können mit Hilfe verschiedener Klassifikationsverfahren aufgefunden werden. Um bei der Gruppierung eine Verzerrung

aufgrund einzelner weit außerhalb liegender Elemente zu vermeiden, wird im allgemeinen eine Ausreißeranalyse mit Hilfe des Single Linkage Verfahrens vorweg durchgeführt. Einige der in dieser Arbeit dargestellten hierarchischen Verfahren haben die Tendenz, gleichgroße Segmente zu bilden. Da diese Verfahren damit nicht in der Lage sind, das Marktpotential genau abzuschätzen, ist ihre Verwendung für Marktsegmentierungsuntersuchungen problematisch. Andere Verfahren haben bei der Überprüfung ihrer Gruppierungsergebnisse nur geringe Erfüllung einiger Homogenitätskriterien gezeigt. Von den hierarchischen Klassifikationsverfahren können daher allein Group Average und die Mittelwertmethode als geeignete Verfahren zur Aufdeckung von Marktsegmenten angesehen werden. Der allen hierarchischen Verfahren gemeinsame Nachteil liegt in der notwendigen Abspeicherung der Distanzmatrix. Da für Marktsegmentierungsproblemstellungen 2000 bis 3000 befragte Personen nicht unrealistisch sind, ergeben sich Distanzmatrizen von Größenordnungen, die heutige Kernspeicher nicht aufnehmen können. Bei den iterativen Verfahren geht die Beschränkung von der Zahl der Merkmale aus, da für jede Elementverschiebung ein neuer Zielfunktionswert berechnet werden muß. Im allgemeinen kann aber durch Vorstudien und Verwendung merkmalsreduzierter Analysetechniken die Anzahl der Variablen in Größenordnungen gehalten werden, die eine schnelle Lösung ermöglichen. Aus diesem Grunde bieten sich die iterativen Verfahren zur Lösung an. Einer Gefahr muß man sich dabei aber bewußt sein: Die Verfahren bauen durch die Optimierung eines Gütekriteriums Annahmen über die Gruppenstruktur mit ein und suchen die dem Kriterium entsprechende Gruppierung; weist ein Datensatz eine davon stark abweichende Struktur auf, so wird eine dem Kriterium entsprechende künstliche Gruppierung erzeugt. Um iterative Verfahren mit Erfolg einsetzen zu können, müßten einige Vorkenntnisse über die Gruppenstruktur vorhanden sein.

Bei vielen Produkten ist eine technische und sachliche Differenzierung des Angebots nicht mehr möglich, so daß sich die Differenzierung im Bereich des psychologischen Zusatznutzens bewegen wird. Um die für den Kaufentscheidungsprozeß bei diesen Produkten entscheidenden Faktoren analysieren zu können, sind die psychographischen Merkmale der Konsumenten zu erheben. Die Vorgabe psychographischer Beurteilungskriterien ist jedoch sehr problematisch, und der Möglichkeit, psychologische Tiefeninterviews durchzuführen, sind aus Kostengründen Grenzen gesetzt. Eine interessante Möglichkeit der Datenbeschaffung liegt darin, die Urteilsstruktur den Versuchspersonen selbst zu überlassen und einfach nach den Relationen zwischen den Produkten zu fragen, um aus diesen Relationen die Urteilsstruktur der Versuchspersonen wiedergeben zu können. Dieser Gedanke liegt den Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung zugrunde.

Damit die Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung für die Zwecke einer Marktsegmentierung sinnvoll eingesetzt werden können, müssen sie einigen Anforderungen genügen. Sie sollten neben Ähnlichkeitsdaten auch die Präferenzurteile der Versuchspersonen verarbeiten, um die Lage der Produkte zum Idealprodukt erkennen zu lassen. Sie sollten Konfigurationen mit geringer Dimensionalität reproduzieren und dabei ein Maß für die vernachlässigte Information angeben. Darüberhinaus müssen die Verfahren in der Lage sein, der individuellen Heterogenität Rechnung zu tragen, weil erst damit die Differenzen zwischen den Urteilsstrukturen der Versuchspersonen sichtbar werden. Diese Anforderungen werden weitgehend von den Modellen von CARROLL und CHANG erfüllt. Der Einsatz dieser Modelle für umfang-

reiche empirische Untersuchungen wirft jedoch einige Probleme auf : Der Umfang der Versuchspersonen wird gewöhnlich zu groß sein, um alle Personen mit Hilfe des "Individual Scaling" positionieren zu können. Es müssen daher Vorgruppierungen vorgenommen werden. Ein weiteres Problem liegt in der zumutbaren Belastung der Versuchspersonen sowie in der Interpretierbarkeit der Ergebnisse.

Wenn in empirischen Untersuchungen über die Marktzusammenhänge wenig a-priori-Informationen vorliegen, was im allgemeinen der Fall sein wird, sollte man mehrere Erhebungstechniken einsetzen, um von einer breiteren Datenbasis ausgehen zu können. Zur Auswertung der gewonnenen Daten sind Verfahrenskombinationen der multivariaten Analysetechniken anzuwenden. Trotz der erkannten Notwendigkeit, verschiedene multivariate Techniken auf den verschiedenen Stufen der Untersuchung einzusetzen, ist man in der angewandten Marktforschung noch weit von einer breiten Nutzung dieser Verfahren entfernt[1].

Um festlegen zu können, welche Analysetechniken angewendet werden sollen, ist neben einer genauen Kenntnis der Verfahren und Erfahrungen in ihrer Anwendung auch eine umfassende Marktkenntnis notwendig; denn situationsspezifische Marktgegebenheiten beeinflussen über die Auswahl der Merkmale und der Versuchspersonen die Ana-

---

1 Vgl. Gatty, R., Main Problems of Multivariate Analysis for Market Segmentation, in: King, C. und Tigert, D. (Hrsg.), Marketing Research Techniques, S. 133 - 142.

lysemöglichkeiten. Die Anwendung der Verfahren setzt voraus, daß man die Grenzen und die Annahmen kennt und den Dateninput daraufhin überprüft. Werden die Verfahren lediglich als "black box" behandelt, werden Fehlanwendungen nicht ausbleiben, auch wenn man interpretierbare Ergebnisse erhält.

L I T E R A T U R V E R Z E I C H N I S

Aaker, D. A.	Multivariate Analysis in Marketing: Theory and Application, Belmont (Kalifornien) 1971
Allvine, F. C.	Proceedings der Amercian Marketing Association 1971, Serie Nr. 33
Alpert, M. I.	A Canonical Analysis of Personality and the Determinants of Automobile Choice, in: American Marketing Association, Proceedings 1971, S. 312 - 316
Alpert, M. I.	Personality and the Determinants of Product Choice, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, Febr. 1972, S. 89 - 92
Alpert, M. I. und Peterson, R. A.	On the Interpretation of Canonical Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, Mai 1972, S. 187 - 192
Anderberg, M. R.	Cluster Analysis for Application, New York, London 1973
Andrews, F. M. Morgan, J. und Sonquist, J.	Multiple Classification Analysis, Ann Arbor (Michigan), Institute for Social Research, University of Michigan 1967
Armstrong, J. S.	Derivation of Theory by Means of Factor Analysis or Tom Swift and Electric Factor Analysis Machine, in: The American Statistician, Vol. 25, Nr. 5, Dez. 1967, S. 17 - 21
Bächtold, R.	Segmentierung und Typologie, in: Kriterion, Nr. 76, 1971, S. 26 - 31; Nr. 77, 1971, S. 27 - 29; Nr. 78, 1971, S. 30 - 36; Nr. 80, 1971, S. 16 - 21

Barnett, N. L.	Beyond Market Segmentation, in: Harvard Business Review, Jan./ Febr. 1969, S. 152 - 166
Bass, F. M., King, C. W. und Pessemier, E. A.	The Application of the Sciences to Marketing Management, New York 1968
Bass, F. M., Pessemier, E. A. und Tigert, D. J.	A Taxonomy of Marketing Readership, Applied to Problems in Marketing, Strategy and Media Selection, in: Journal of Business, Vol. 42, Juli 1969, S. 337 - 363
Bass, F. M. und Talarzyk, W. K.	An Attitude Model for the Study of Brand Preference, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, 1972 S. 93 - 96
Bass, F. M., Tigert, D.J. und Lonsdale, R. T.	Market Segmentation: Group Versus Individual Behavior, in: Journal of Marketing Research, Vol. V, 1968, S. 264 - 270
Bauer, E.	Markt-Segmentierung als Marketing-Strategie, in: Betriebswirtschaftliche Schriften, Heft 83, Berlin 1976
Baumgarten, S. A. und Ring, L. W.	An Evaluation of Media Readership Constructs and Audience Profiles by Use of Canonical Correlation Analysis, in: Allvine, F. C. (Hrsg.), Proceedings of the American Marketing Association 1971, Serie Nr. 33, S. 584 - 588
Becker, B. W. und Becker, H.	American Marketing Association, Proceedings 1972, Serie Nr. 34
Bennet, J. F. und Hays, W. L.	Multidimensional Unfolding, Determing the Dimensionality of Ranked Preference Data, in: Psychometrika, Vol. 25, 1960, S. 27 - 43
Bergler, R.	Marktpsychologie, Bern 1972

Berth, R.	Wähler- und Verbraucherbeeinflussung - Empirische Grundlagen und theoretische Ansätze, Stuttgart 1963
Bloxom, B.	Individual Differences in Multidimensional Scaling, Research Bulletin 68-45, Princeton (New Jersey) Educational Testing Service, 1968
Bock, H. H.	Automatische Klassifikation - Theoretische Methoden zur Gruppierung und Strukturierung von Daten (Cluster-Analyse), Göttingen 1974
Böcker, F.	Multivariatenanalyse, in: Management Enzyklopädie, Bd. 7, München 1973, S. 618 - 631.
Brumm, G.	Die Probleme der Marktsegmentierungspolitik im Rahmen des Marketing, Dissertation, Berlin 1973
Campbell, B. M.	The Existence of Determinants of Evoked Set in Brand Choice Behavior, Dissertation 1968
Carroll, J. D.	Individual Differences and Multidimensional Scaling, in: Shepard, R. N., Romney, A. K. und Nerlove, S. B. (Hrsg.), Multidimensional Scaling, Vol. I, Theory, New York, London 1972, S. 105 - 155
Carroll, J. D.	Algorithms for Rotation and Interpretation of Dimensions and for Configuration, Matching-Handout for Bell-Penn, MDS-Workshop, o. Zeitangabe, S. 1 - 15
Carroll, J. D.	Introduction to INDSCAL, Handout for Bell-Penn, MDS-Workshop, unveröffentlichtes Manuskript, Murray Hill, o. Zeitangabe
Carroll, J. D. und Chang, J. J.	How to Use PREFMAP and PREFMAP 2, Programs which Relate Preference Data to Multidimensional Scaling Solutions, Bell Laboratories, Murray Hill (New Jersey) 1967

Carroll, J. D. und Chang, J. J.	A New Method for Dealing with Individual Differences in Multidimensional Scaling, Murray Hill New Jersey, Bell Telephone Laboratories, 1969
Carroll, J. D. und Chang, J. J.	PROFIT, Edinburgh Version, Murray Hill (New Jersey), Sept. 1975
Chang, J. J. und Carroll, J. D.	How to Use PROFIT, A Computer Program for Property Fitting by Optimizing Nonlinear of Linear Correlation, unveröffentlichtes Manuskript, Bell Laboratories, o. Zeitangabe
Cooley, W. W. und Lohnes, P. R.	Multivariate Data Analysis, New York, London 1971
Coombs, C. H.	Psychological Scaling Without a Unit of Measurement, in: Psychological Review, Vol. 57, 1950
Coombs, C. H.	A Method for the Study of Interstimulus Similarity, in: Psychometrika 1954
Coombs, C. H.	A Theory of Data, New York 1964
Coombs, C. H. und Kao, R. C.	Nonmetric Factor Analysis, in: Engineering Research Bulletin Nr. 38, University of Michigan Press, Ann Arbor 1955
Dichtl, E.	Die Multivariatenanalyse im Dienste der Verhaltensforschung, in: Hansen, H. R. (Hrsg.), Computergestützte Marketingplanung, München 1974, S. 74 - 107
Dichtl, E. und Müller-Heumann, G.	Konsumententypologische und produktorientierte Marktsegmentierung, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Heft 4, 1972, S. 249 - 265

Diller, H.	Die Diskriminanzanalyse als Instrument der Absatzforschung, Arbeitspapiere des betriebswirtschaftlichen Instituts der Friedrich-Alexander-Universität, Erlangen-Nürnberg, Heft 13, 1973
Dixon, W. J.	BMD (Biomedical Computer Programs) x-series, Supplement, Berkeley 1972
Doyle, P. und Fenwick, J.	The Pitfalls of AID Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. XII, Nov. 1975, S. 408 - 413
Draper, N. R. und Smith, H.	Applied Regression Analysis, New York 1966
DRZ	Statistische Programme des Deutschen Rechenzentrums, Teil B: Einzelbeschreibungen, August 1969
Durand, J.	Market Segmentation, Papers from the Conference Organized by ADETEM, Paris 1969
Ehrenberg, A. A.	Factor Analysis in Marketing Research Bureau, Research Paper No. 1, 1959
Engel, J. F., Fiorillo, H. F. und Caylay, M. A.	Market Segmentation - Concepts and Applications, New York 1972
Faber, E.	Multiple Diskriminanzanalyse und Zuordnungsverfahren, DISK-Hauptprogramm in FORTRAN IV, in: Gebhard, F., Statistische Programme des DRZ, Programm-Informationen, August 1969
Fishbein, M.	The Search for Attitudinal-Behavioral Consistency, in: Cohen, J. B. (Hrgs.), Behavioral Science Foundations of Consumer Behavior, New York 1972, S. 245 - 251

Fishbein, M.	A Behavior Theory Approach to the Relations between Beliefs about an Object and the Attitude toward the Object, in: Fishbein, M. (Hrsg.), Readings in Attitude Theory and Measurement, New York-London-Sydney 1967
Forst, H. T.	Zur Klassifizierung von Städten nach wirtschafts- und sozialstatistischen Strukturmerkmalen, in: Schäffer, J. A., Schönfeld, P. und Wetzel, W. (Hrsg.), Arbeiten zur angewandten Statistik, Heft 17, Würzburg 1974
Frank, R. E.	Market Segmentation Research: Findings and Implications, in: Bass, F. M., King, C. W. und Pessemier, E. A. (Hrsg.), The Application of the Science to Marketing Management, New York 1968, S. 39 - 68
Frank, R. E. und Massy, W. F.	Noise Reduction in Segmentation Research, Research Paper No. 26, Stanfort University 1971
Frank, R. E., Massy, W. F. und Boyd, H. W.	Correlates of Grocery Product Consumption Rates, in: Journal of Marketing Research, Vol. IV, Mai 1967, S. 184 - 190
Frank, R. E., Massy, W. F. und Wind, Y.	Market Segmentation, Englewood Cliffs (New Jersey), Prentice-Hall Inc., 1972
Frank, R. E. und Strain, C. E.	A Segmentation Research Design Using Consumer Panel Data, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, Nov. 1972, S. 385 - 390
Freitag, D.	Statistische Kriterien für die Marktsegmentierung, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Heft 2, 1972, S. 121 - 129

Freitag, D.	Multivariate Verfahren, in: Marketing Enzyklopädie, Bd. 2, München 1974, S. 943 - 961
Gaensslen, H. und Schubö, W.	Einfache und komplexe statistische Analyse - Eine Darstellung der multivariaten Verfahren für Sozialwissenschaftler und Mediziner, München 1973
Gatty, R.	Main Problems of Multivariate Analysis for Market Segmentation, in: King, C. und Tigert, D. J. (Hrsg.), Attitude Research Reaches New Heights, Marketing Research Techniques, Nr. 14, S. 133 - 142
Gebhard, R.	Statistische Programme des Deutschen Rechenzentrums, Programm-Informationen, August 1969
Gower, J. C.	A Comparison of Some Methods of Cluster-Analysis, in: Biometrics, Vol. 23, Dez. 1967, S. 623 - 638
Green, P. E. und Carmone, F. J.	Multidimensional Scaling and Related Techniques in Marketing Analysis, Boston 1970
Green, P. E. und Tull, D. S.	Research for Marketing Decisions, Englewood Cliffs (New Jersey), 2. Aufl., 1970
Green, P. E., Carmone, F. J. und Robinson, P. J.	A Comparison of Perceptual Mapping Via Confusions Data and Direct Similarity Judgment, in: King, R. L. (Hrsg.), Proceedings of the Denver Conference of the American Marketing Association, Chicago 1968, S. 323 - 334
Green, P. E., Carmone, F. J. und Robinson, P. J.	Nonmetric Scaling: An Exposition and Overview, in: Wharton Quarterly, Vol. 2, 1968, S. 27 - 41

Green, P. E., Halbert, M. H. und Robinson, P. J. — Canonical Analysis: An Exposition and Illustrative Application, in: Journal of Marketing Research, Vol. III, Febr. 1966, S. 32 - 39

Gröne, A. — Marktsegmentierung im Investitionsgütermarketing - Analyse und Beurteilung von Erklärungsvariablen des industriellen Einkaufsverhaltens, Dissertation, Münster 1976

Guilford, J. P. — Psychometric Methods, New York, London, Toronto 1954

Gulliksen, H. und Messick, S. — Psychological Scaling, Theory and Applications, New York 1960

Guttman, L. A. — A General Nonmetric Technique for Findung the Smallest Coordinate Space for a Configuration of Points, in: Psychometrika, Vol. 33, 1968, S. 469 - 506

Hansen, H. R. — Computergestützte Marketingplanung, München 1974

Hansz, J. — Socio-Economic Characteristics as Criteria for Market Segmentation in a New-Home Market: A Multivariate Approach, Dissertation, University of Cincinnati 1971

Harmann, H. H. — Modern Factor Analysis, Chicago 1967

Harris, R. J. — A Primer of Multivariate Statistics, New York, San Francisco, London 1975

Henry, W. A. und Stumpf, R. V. — Time and Accuracy Measures for Alternative Multidimensional Scaling Data Collection Methods, in: Journal of Marketing Research, Vol. XII, Mai 1975, S. 165 - 170

Hofstätter, P. R.	Über Ähnlichkeit, in: Psyche, Nr. 9, 1955, S. 54 ff.
Hollstein, H.	Marketing auf neuen Wegen, in: Schriftenreihe des Instituts für Unternehmensforschung und des Industrieseminars der Universität Hamburg, Band 5, Wiesbaden 1973
Holtmann, D.	Multidimensionale Skalierung, Methode und ihre Anwendung in den Sozialwissenschaften, Dissertation, Köln 1974
Hope, K.	Methods of Multivariate Analysis, New York 1969
Horan, C. B.	Multidimensional Scaling: Combining Observations when Individuals have Different Perceptual Structures, in: Psychometrika, Vol. 33, 1969, S. 139 - 165
Horst, P.	Relations Between m Sets of Measures, in: Psychometrika, Vol. 26, 1961, S. 129 - 133
Howard, J. A. und Sheth, J. N.	The Theory of Buyer Behavior, New York, London, Sydney, Toronto 1969
IBM	Application Program, System/360 Scientific Subroutine Package (SSP), Version III, Programer's Manual, Program Number 360 A - CM - 03 X, 5. Aufl., o. O., 1970
Infratest	Multiple Marktsegmentierung, Heidelberg 1973
Infratest	Zur Einführung in die multivariate Datenanalyse, München 1974
Johnson, S. C.	Hierarchical Clustering Schemes, in: Psychometrika, Vol. 32, Sept. 1967, S. 241 - 254

Johnston, J.	Econometric Methods, 2. Aufl., New York 1972
Kendall, M. G.	Factor Analysis as a Statistical Technique, in: Journal of the Roal Statistical Society, Nr. 121, 1950, S. 60 - 73
King, C. W.	The Innovator in the Fashion Adoption Process, in: Smith, G. L. (Hrsg.), Proceedings of the American Marketing Association 1964, S. 324 ff
King, R. L.	Proceedings of the Denver Conference of the American Marketing Association, Chicago 1968
King, C. und Tigert, D.	Attitude Research Reaches New Heights, Marketing Research Techniques, Chicago 1971
Kinnear, T. C. und Taylor, J. R.	Multivariate Methods in Marketing Research: A Further Attempt at Classification, in: Journal of Marketing, Vol. 35, 1971, S. 56 - 59
Klecka, W. R.	Discriminant Analysis: Subprogram DISCRIMINANT, in: Nie, N. H., Hull, C. H. und Jenkins, J. G. (Hrsg.), Statistical Package for the Social Sciences (SPSS), 2. Aufl., New York 1975, S. 434 - 467
Kotler, Ph.	Marketing-Management: Analyse, Planung und Kontrolle, Stuttgart 1974
Kroeber-Riel, W.	Konsumentenverhalten, München 1975
Kroeber-Riel, W. und Trommsdorf, V.	Markentreue beim Kauf von Konsumgütern - Ergebnisse einer empirischen Untersuchung, in: Krober-Riel, W. (Hrsg.), Konsumentenverhalten und Marketing, Opladen 1973, S. 57 - 82
Kruskal, J. B.	Multidimensional Scaling by Optimizing Goodness of Fit to a Nonmetric Hypothesis, in: Psychometrica, Vol. 29, 1964, S. 1 - 28

Kruskal, J. B.	How to Use MDSCAL, A Multidimensional Scaling Program, Bell Telephone Laboratories, Murray Hill New Jersey, Mai 1967
Kruskal, J. B.	How to Use MDSCAL, Version 4 M, A Program to do Multidimensional Scaling and Multidimensional Unfolding, unveröffentlichtes Manuskript, Bell Telephone Laboratories 1968
Kruskal, J. B.	Special Problems and Possibilities, unveröffentlichtes Manuskript, Bell-Penn, MDS-Workshop, 1972
Kruskal, J. B.	Clustering and Multidimensional Scaling, Vortrag Bell-Penn, MDS-Workshop, Philadelphia 1972
Lackowsky, A.	Referat anläßlich der GfK-Jahrestagung 1971
Lambert, Z. V. und Durand, R. M.	Some Precautions of Using Canonical Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. XII, Nov. 1975, S. 468 - 475
Lance, G. N. und Williams, W. T.	A Generalized Sorting Strategy for Computer Classifications, in: Nature, 1966, S. 218 ff
Lance, G. N. und Williams, W. T.	A General Theory of Classificatory Strategies, 1. Hierarchical Systems in: The Computer Journal, Nr. 9, 1967, S. 374 ff
Lehmann, D. R.	Judged Similarity and Brand Switching Data as Similarity Measures, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, 1972, S. 331 - 334
Lehmann, D. R. und Pessemier, E. A.	Market Structure Modeling Via Clustering and Discriminant Analysis, Working Paper, Nr. 407, Purdue University 1973

Lessig, V. P. und Tollefson, J. O.	Market Segmentation Through Numerical Taxonomy, in: Journal of Marketing Research, Vol. VIII, Nov. 1971, S. 480 - 487
Lessig, V. P. und Tollefson, J. O.	Market Segment Identification Through Consumer Buying Behavior and Personal Characteristics, in: Engel, J. F., Fiorillo, H. F. und Cayley, M. A. (Hrsg.), Market Segmentation - Concepts and Applications, New York 1972, S. 435 - 455
Lienert, G. A.	Verteilungsfreie Methoden in der Biostatistik, Band I, 2. Aufl., Meisenheim am Glan 1973
Marriott, F. H. C.	The Interpretation of Multiple Observations, London, New York, San Francisco 1974
Massy, W. F.	Discriminant Analysis of Audience Characteristics, in: Journal of Advertising Research, 1965
Mazanec, J.	Objekte der Wirtschaftswerbung- Analyse der Werbeobjekte zur systematischen Entwicklung von Werbestrategien, Stuttgart 1975
Mazanec, J.	Mehrdimensionale Repräsentation von Produktmarken, Arbeitspapiere des Instituts für Werbewirtschaft und Marktforschung der Hochschule für Welthandel, Wien 1975
Mc Gee, V. E.	Multidimensional Scaling of N Sets of Similarity Measures: A Nonmetric Individual Difference Approach, in: Multivariate Behavioral Research, Nr. 3, 1968, S. 233 - 248
Meffert, H.	Marketing, in: Management Enzyklopädie, Bd. 4, München 1971, S. 383 - 414

Meffert, H. — Modelle des Käuferverhaltens und ihr Aussagewert für das Marketing, in: ZfgSt, Bd. 127, 1971

Meffert, H. — Marketing heute und morgen - Entwicklungstendenzen in Theorie und Praxis, Wiesbaden 1975

Meffert, H. — Marketing - Einführung in die Absatzpolitik, Wiesbaden 1977

Messick, S. J. und Abelson, R. P. — The Additative Constant Problem in Multidimensional Scaling, in: Psychometrika, Bd. 21, 1956, S. 1 - 17

Miller, J. E., Shepard, R. N. und Chang, J. J. — An Analytical Approach to the Interpretation of Multidimensiona Scaling Solutions, in: American Psychologist, Vol. 19, 1964, S. 579 - 580

Mölders, A. — Verfahren der mehrdimensionalen Skalierung - Dargestellt anhand von Beispielen aus dem Marketing, unveröffentlichtes Manuskript, Münster 1976

Möllers, H. — Multivariate Ansätze zur Analyse der regionalen Infrastrukturausstattung, unveröffentlichtes Manuskript, Münster 1976

Moinpour, R. — An Empirical Investigation of Multidimensional Scaling and Multidimensional Unfolding to Predict Brand Purchasing Behavior, Dissertation, Columbus 197o

Morrison, D. G. — On the Interpretation of Discriminant Analysis, in: Aaker, D. A. (Hrsg.), Multivariate Analysis in Marketing: Theory and Application, Belmont (Kalifornien), 1971, S. 127 - 142

Morrison, D. G. — Evaluating Market Segmentation Studies: The Properties of R^2, in: Management Science, Vol. 19, Nr. 11, 1973, S. 1213 - 1221

Neidell, L. A. — Physician Perception and Evaluation of Selected Ethical Drugs, An Application of Nonmetric Multidimensional Scaling to Pharmacentical Marketing, Dissertation, University of Pennsylvania 1969

Neidell, L. A. — Procedures for Obtaining Similarity Data, in: Journal of Marketing Research, Vol. IX, Aug. 1972, S. 335 - 337

Nie, N. H., Hull, C. H. und Jenkins, J. G. — Statistical Package for the Social Science (SPSS), 2. Aufl., New York, St. Louis 1975

Osgood, C. E. Suci, G. J. und Tannenbaum, P. H. — The Measurement of Meaning, Urbana, The University of Illinois Press, 1957

O. V. — Die "GfK-Skalen" - Ansatz, Methodik und Verfahren der psychologischen Einstellungsmessung durch die GfK-Nürnberg, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, 14. Jahrg., Heft 3, 1968, S. 261 - 283

Overall, J. E. und Klett C. J. — Applied Multivariate Analysis, New York, St. Louis 1972

Peters, W. H. — Using MCA to Segment New Car Markets, in: Journal of Marketing Research, Vol. 7, Aug. 1970, 360 - 363

Rao, V. R. und Katz, P. — Alternative Multidimensional Scaling Methods for Large Stimulus Sets, in: Journal of Marketing Research, Vol. VIII, Nov. 1971, S. 488 - 494

Rehder, H. K. K. — Multidimensionale Produktmarktstrukturierung - Theory und Anwendung auf einen Produktmarkt, in: Schriften zur wirtschaftswissenschaftlichen Forschung, Band 96, Meisenheim am Glan 1975

Rehorn, J.	Marktsegmentierung - Modeerscheinung oder Orientierungshilfe? In: Markenartikel, 1973, S. 402 - 406
Richardson, M. W.	Multidimensional Psychophysics, in: Psychological Bulletin, Nr. 35, Okt. 1938, S. 659 - 660
Robertson, T. S. und Kennedy, J. N.	Prediction of Consumer Innovators: Application of Multiple Discriminant Analysis, in: Journal of Marketing Research, Vol. V, 1968, S. 64 - 69
Rosenstiel, L. V.	Psychologie der Werbung, Rosenheim 1969
Ross, J.	A Remark on Tucker and Messick's "Point of View" Analysis, in: Psychometrika, Nr. 31, März 1966, S. 27 - 32
Rummel, R. J.	Applied Factor Analysis, Evanston 1970
Schmidt-Bräkling, R.	Zielgruppenbestimmung mit Hilfe von Einstellungsskalen - Ein Beitrag zur Marktsegmentierung, Dissertation Münster 1973
Schreiber, U.	Psychologische Marktsegmentierung mit Hilfe multivariater Verfahren, Dissertation, München 1974
Schulz, R.	Prozeßmodelle komplexer Kaufentscheidungen des Konsumenten und ihr Aussagewert für das Marketing, Dissertation, Münster 1971
Shepard, R. N.	The Analysis of Proximities: Multidimensional Scaling with an Unknown Distance Function, in: Psychometrika, Vol. 27, 1962, S. 219 - 246
Shepard, R. N.	A Taxonomy of Some Principal Typs of Data and of Multidimensional Methods for their Analysis, in: Shepard, R. N., Romney, A. K. und Nerlove, S. B. (Hrsg.), Multidimensional Scaling, Vol. I - Theory, New York, London 1972, S. 24 ff

Shepard, R. N., Romney, A. K. und Nerlove, S. B.	Multidimensional Scaling, Vol. I - Theory, New York, London 1972
Shepard, R. N. Romney, A. K. und Nerlove, S. B.	Multidimensional Scaling, Vol. II - Applications, New York, London 1972
Sherak, B.	A Beer Segmentation and Brand Mapping Study, in: Durand, J. (Hrsg.), Market Segmentation, Papers from the Conference organized by ADETEM, Paris 1969
Sherman, C. R.	Nonmetric Multidimensional Scaling: A Monte Carlo Study of the Basic Parameters, in: Psychometrika, Vol. 37, 1972, S. 323 - 355
Sheth, J. N.	Multivariate Analysis in Marketing, in: Journal of Advertising Research, Febr. 1970, S. 29 ff
Sheth, J. N.	The Multivariate Revolution in Marketing Research, in: Journal of Marketing, Vol. 35, Jan. 1971, S. 13 - 19
Sheth, J. N.	Relevance of Segmentation for Market Planning, Working Paper Nr. 44, University of Illinois 1972
Sheth, J. N.	Eine zusammenfassende Übersicht zum Käuferverhalten, in: Bergler, R. (Hrsg.), Marktpsychologie, Bern 1972, S. 144 ff
Sheth, J. N.	Marktsegmentierung als relevante Planungshilfe des Marketing, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Nr. 2, 1972, S. 129 ff
Sheth, J. N. und Tigert, D. J.	Factor Analysis in Marketing, Working Paper, Chicago 1969

Sitterberg, G.	Multivariate Analyse der Entwicklung von Städten - Eine empirische Untersuchung unter besonderer Berücksichtigung der numerischen Klassifikationsverfahren, unveröffentlichtes Manuskript, Münster 1976
Sixtl, F.	Meßmethoden der Psychologie - Theoretische Grundlagen und Probleme, Weinheim 1967
Smith, G. L.	Proceedings of the American Marketing Association 1964
Smith, W. R.	Product Differentiation and Market Segmentation as Alternative Marketing Strategies, in: Journal of Marketing, Vol. XXI, No. 1, Juli 1956, S. 3 - 8
Sneath, P. H. A. und Sokal, R. R.	Numerical Taxonomy, San Francisco 1973
Sodeur, W.	Empirische Verfahren zur Klassifikation, Stuttgart 1974
Sokal, R. R. und Michener, C. D.	A Statistical Method für Evaluation Systematic Relationships, in: The University of Kansas Science Bulletin, No. 38, 1958, S. 1409 - 1438
Sokal, R. R. und Sneath, P. H. A.	Principles of Numerical Taxonomy, San Francisco 1963
Späth, H.	Cluster-Analyse-Algorithmen zur Objektklassifizierung und Datenreduktion, München, Wien 1975
Sparks, D. L. und Tucker, W. T.	A Multivariate Analysis of Personality and Product Use, in: Journal of Marketing Research, Vol. VIII, Febr. 1971, S. 67 - 70

Spiegel, B.	Die Struktur der Meinungsverteilung im sozialen Feld. Das psychologische Marktmodell, Bern, Stuttgart 1961
Staelin, R.	Another Look at AID, in: Journal of Advertising Research, Vol. 11, No. 5, S. 23 - 27
Sweeney, D. J. und Reizenstein, R. C.	Developing Retail Market Segmentation Strategy for a Women's Specialty Store Using Multiple Discriminant Analysis, in: Becker, B. W. und Becker, H. (Hrsg.), Proceedings of the American Marketing Association, Nr. 34, 1972, S. 466 - 472
Thomes, K.	Attitudes and Behavior, Penguin Books, Baltimoore 1971
Thurstone, L. L.	A Law of Comparative Judgment, in: Psychological Review, No. 34, Juli 1927, S. 232 - 237
Thurstone, L. L	Attitudes can be Measured, in: Fishbein, M. (Hrsg.), Readings in Attitude Theory and Measurement, New York, London, Sidney, 1967, S. 77 ff
Topritzhofer, E.	Modelle des Kaufverhaltens: Ein kritischer Überblick, in: Hansen, H. R. (Hrsg.), Computergestützte Marketing-Planung, München 1974, S. 35 - 73
Torgerson, W. S.	Multidimensional Scaling I - Theory and Method, in: Psychometrika, Bd. 17, 1952, S. 401 - 419
Torgerson, W. S.	Theory and Methods of Scaling, 7. Aufl., New York, London, Sidney 1967
Trommsdorf, V.	Die Messung von Produktimages für das Marketing. Grundlagen und Operationalisierung, Köln 1975

Tucker, L. R.	Intra-Individual and Inter-Individual Multidimensionality, in: Gulliksen, H. und Messick, S. (Hrsg.), Psychological Scaling, Theory and Application, New York, Wiley 1960, S. 155 - 167
Tucker, L. R.	Relations Between Multidimensional Scaling and Three-Mode-Factor-Analysis, in Psychometrika, Vol. 17, März 1972, S. 3 - 27
Tucker, L. R. und Messick, S.	An Individual Difference Model for Multidimensional Scaling, in: Psychometrika, Vol. 28, Dez. 1963, S. 333 - 367
Überla, K.	Faktorenanalyse, 2. Aufl., Berlin, Heidelberg 1971
Valenzi, S. und Faumann, B. C.	Psychographic Marketing, Working Paper, Consumer Behavior, Marketing No. 432, Okt. 1974
Van de Geer, J. P.	Introduction to Multivariate Analysis for the Social Sciences, San Francisco 1971
Veldmann, D. J.	FORTRAN-Programming for the Behavioral Sciences, New York 1967
Verheyen, H.	Marketing von quasi-homogenen Produkten, in: Meffert, H. (Hrsg.), Marketing heute und morgen - Entwicklungstendenzen heute und morgen - Entwicklungstendenzen in Theorie und Praxis, Wiesbaden 1975, S. 247 - 255
Vogel, F.	Zur Klassifikation von Einheiten anhand binärer Merkmale. Vortrag gehalten vor dem Ausschuß "Neuere Statistische Methoden" der Deutschen Statistischen Gesellschaft, 44. Jahreshauptversammlung, Mannheim, 5. Okt. 1973, S. 295 - 331
Vogel, F.	Probleme und Verfahren der numerischen Klassifikation - Unter besonderer Berücksichtigung von Alternativmerkmalen, Göttingen 1975

Ward, J. H.	Hierarchical Grouping to Optimize an Objective Function, in: Journal of American Statistical Association, No. 58, 1963, S. 236 - 244
Warwick, P. V.	Canonical Correlation Analysis: Subprogram CANCORR, in: Nie, N. H., Hull, C. H. und Jenkins, J. G. (Hrsg.), Statistical Package for the Social Science (SPSS), 2. Aufl., New York, St. Louis 1975, S. 515 - 527
Winkler, A.	Praktische Anwendung der Marktsegmentierung, in: Jahrbuch der Absatz- und Verbrauchsforschung, Heft 2, 1972, S. 101 - 120
Winkler, A.	GfK-Demotypen - Mit demographischen Merkmalen zum soziographischen Typ - Neue Wege der Nutzung demographischer Merkmale, S. 66 - 69
Wisemann, F.	A Segmentation Analysis on Automobile Buyers during the New Model Year Transition Period, in: Journal of Marketing, Vol. 35, 1971, S. 42 - 49
Wish, M.	Brief Comments about Dimensionality, in: Bell Laboratories, Murray Hill, o. Zeitangabe
Wish, M., Deutsch, M. und Biener, L.	Differences in Perceived Similarity of Nations, in: Shepard, R. N., Romney, A. K. und Nerlove, S. B. (Hrsg.), Multidimensional Scaling, Vol. II, Applications, New York, London 1972, S. 294 ff
Wood, D. A.	Toward the Interpretation of Canonical Dimensions, in: Multivariate Behavioral Research, No. 7, Okt. 1972, S. 477 - 482
Yankelovich, D.	New Criteria for Market Segmentation, in: Harvard Business Review, März 1964, S. 84

Young, F. W. und Torgerson, W. S. — TORSCA, A FORTRAN IV Program for Shepard-Kruskal Multidimensional Scaling Analysis, in: Behavioral Science, No. 12, Nov. 1967, S. 498 ff

Zurmühl, R. — Matrizen und ihre technischen Anwendungen, 4. Aufl., Berlin, Göttingen, Heidelberg 1964

Lebenslauf

Pohl, Ferdinand	2953 Westrhauderfehn, Rajen 99
Geburtstag	09. 10. 1947
Geburtsort	Westrhauderfehn
Staatsangehörigkeit	deutsch
Eltern	Pohl, Reinhard, Kaufmann und Pohl, Therese, geb. Park
Schulen	Apr. 1954 - März 1958 Volksschule in Westrhauderfehn Apr. 1958 - März 1964 Realschule in Westrhauderfehn Apr. 1964 - März 1965 Höhere Handelsschule in Leer Apr. 1965 - Juni 1967 Wirtschaftsgymnasium in Emden
Wehrdienst	Juli 1967 - Dezember 1968
Studiengang	Apr. 1969 - Okt. 1973 Betriebswirtschaftslehre an der Universität Münster
Studienabschluß	Examen zum Diplom-Kaufmann am 19. 10. 1973
Berufspraxis	Okt. 1973 - Jan. 1975 Wissenschaftliche Hilfskraft am Institut für Ökonometrie und Wirtschaftsstatistik Seit dem 01. 02. 1975 Verwalter einer wissenschaftlichen Assistentenstelle dortselbst